



UAEM | Universidad Autónoma
del Estado de México
C.U. VALLE DE CHALCO



MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

**DESARROLLO DE UN ALGORITMO PARA FUSIONAR IMÁGENES
EN SENSADO REMOTO**

TESIS

**QUE PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS DE
LA COMPUTACIÓN**

PRESENTA

FÍS. JUAN LUIS MANRÍQUEZ ZEPEDA

TUTOR ACADÉMICO

DR. JUVENAL RUEDA PAZ

TUTORES ADJUNTOS

DR. WILLIAM DE LA CRUZ DE LOS SANTOS

DR. ANMI GARCÍA ARELLANO



Universidad Autónoma del Estado de México
Centro Universitario Valle de Chalco

Valle de Chalco Solidaridad, Estado de México lunes, 05 de noviembre de 2018

JUAN LUIS MANRÍQUEZ ZEPEDA

CANDIDATO A GRADO DE MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN
CENTRO UNIVERSITARIO UAEM VALLE DE CHALCO

Presente

De acuerdo con el Reglamento de Estudios Avanzados de la Universidad Autónoma del Estado de México y habiendo cumplido con todas las indicaciones que la Comisión Revisora realizó con respecto a su trabajo Tesis titulado **“Desarrollo de un algoritmo para fusionar imágenes en sensado remoto”** la Coordinación de la Maestría en **Ciencias de la Computación** del Centro Universitario UAEM Valle de Chalco concede la autorización para que proceda a la impresión de la misma.

Sin más por el momento, le reitero la seguridad de mi especial consideración y estima.

ATENTAMENTE

PATRIA, CIENCIA Y TRABAJO

“2018, Año del 190 Aniversario de la Universidad Autónoma del Estado de México”



VALLE DE CHALCO
MAESTRÍA EN CIENCIAS
DE LA COMPUTACIÓN

DR. EN C. JUVENAL RUEDA PAZ
COORDINADOR DE LA MAESTRÍA CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN
CENTRO UNIVERSITARIO UAEM
VALLE DE CHALCO





Universidad Autónoma del Estado de México

Centro Universitario Valle de Chalco

Jueves 08 de noviembre del 2018

CARTA DE CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

El que suscribe **Juan Luis Manríquez Zepeda** del trabajo escrito de evaluación profesional en la opción de **Tesis** con el título **“Desarrollo de un algoritmo para la fusión de imágenes en sensado remoto”**, por medio de la presente con fundamento en lo dispuesto en los artículos 5, 18, 24, 25, 27, 30, 32 y 148 de la Ley Federal de Derechos de Autor, así como los artículos 35 y 36 fracción II de la Ley de la Universidad Autónoma del Estado de México; manifiesto mi autoría y originalidad de la obra mencionada que se presentó en **Centro Universitario UAEM Valle de Chalco** para ser evaluada con el fin de obtener el Título Profesional de **Maestro en Ciencias de la Computación**.

Así mismo expreso mi conformidad de ceder los derechos de reproducción, difusión y circulación de esta obra, en forma NO EXCLUSIVA, a la Universidad Autónoma del Estado de México; se podrá realizar a nivel nacional e internacional, de manera parcial o total a través de cualquier medio de información que sea susceptible para ello, en una o varias ocasiones, así como en cualquier soporte documental, todo ello siempre y cuando sus fines sean académicos, humanísticos, tecnológicos, históricos, artísticos, sociales, científicos u otra manifestación de la cultura.

Entendiendo que dicha cesión no genera obligación alguna para la Universidad Autónoma del Estado de México y que podrá o no ejercer los derechos cedidos.

Por lo que el autor da su consentimiento para la publicación de su trabajo escrito de evaluación profesional.

Se firma la presente en la ciudad de **Valle de Chalco Solidaridad**, a los **09** días del mes de **noviembre** de **2018**.

ATENTAMENTE

PATRIA, CIENCIA Y TRABAJO

“2017, Año del centenario de la promulgación de la constitución Política de los Estados Unidos Mexicanos”

Juan Luis Manríquez Zepeda

Centro Universitario UAEM Valle de Chalco
Av. Hermenegildo Galeana No 3, Col. Ma. Isabel, Valle de Chalco, C.P. 56615,
Edo. De México, Tel: (55) 59714940, 59787577 y 30921763
Página: <http://cux.uaemex.mx> e-mail: rgcruzf@uaemex.mx



Agradecimientos

- Gracias al Doctor Juvenal Rueda Paz por sus enseñanzas, dedicación y apoyo en todo el proceso de mi formación como maestro en Ciencias de la Computación.
- Un especial agradecimiento al Doctor William de la Cruz de los Santos por su valioso esfuerzo, dirección y experiencia brindado durante la realización de mi tesis.
- Le agradezco al Doctor Anmi García Arellano por sus valiosas colaboraciones y orientación que aportó a mi investigación.
- Muchas gracias a los mexicanos por la beca CONACYT y COMECYT con la que fui beneficiado y sin la cual no hubiera sido posible la realización de éste gran logro en mi vida. Espero retribuir el beneficio a la sociedad.
- Agradecimientos a la Universidad Autónoma del Estado de México, al Centro Universitario UAEM Valle de Chalco y a todo el personal que ahí labora, puesto que la universidad la hacemos todos.
- Gracias a mi papá por sus continuas revisiones al documento de tesis.
- Agradezco a mi mamá por todo su amor, que ha sido pieza clave en éste y todos mis éxitos.
- Gracias hermana, te la debía, tu apoyo siempre ha sido muy importante para mí.
- Gracias amor mío.

Resumen

En ésta tesis una novedosa aproximación para fusionar imágenes de los sensores OLI (satélite LANDSAT 8) y MODIS (satélite Aqua/Terra) es presentada. La presente propuesta emplea las diferencias espectrales entre dos imágenes MODIS, en fechas t_1 y t_2 , y una imagen OLI en la fecha t_1 para predecir por medio del uso de una versión modificada del algoritmo de pirámides la imagen OLI en la fecha t_2 . El resultado predicho mostró una buena apariencia visual y por medio de un análisis de error cuantitativo empleando distintas métricas se determinó que la presente metodología es una buena aproximación para fusionar imágenes OLI y MODIS.

Abstract

In this thesis a novel approach for fusion of OLI (LANDSAT 8 satellite) and MODIS (Aqua/Terra satellite) imagery is presented. The presented proposal employs the spectral difference between two MODIS images, from dates t_1 and t_2 , and an OLI image from date t_1 to predict using a modified pyramid algorithm an OLI image at a date t_2 . The presented predicted results showed a good visual appearance and through a quantitative error analysis employing distinct metrics we determined that the presented methodology is a good approach for fusion of OLI Landsat 8 and MODIS Aqua/Terra imagery.

Índice general

	Página
Índice	IV
1. INTRODUCCIÓN GENERAL	1
1.1. Planteamiento del problema	1
1.2. Pregunta de investigación	2
1.3. Objetivos	3
1.4. Justificación	3
1.5. Hipótesis	4
1.6. Contexto y Delimitación	5
2. MARCO TEÓRICO	8
2.1. Fundamentos de Percepción Remota	8
2.1.1. Satélites	9
2.1.2. Sensores	10
2.1.3. Tipos de imágenes	17
2.1.4. Tipos de Resoluciones	18
2.2. Pre-Procesamiento de Imágenes Satelitales	19
2.2.1. Georeferenciación	19

ÍNDICE GENERAL

III

2.2.2. Registración	21
2.2.3. Interpolación	22
2.2.4. Correcciones radiométricas	22
2.2.5. TOA, DN y SR	24
2.3. Fusión de imágenes satelitales	26
2.3.1. Fusión de información	26
2.3.2. Fusión de imágenes	27
2.3.3. Niveles en la fusión de imágenes	28
2.3.4. Métodos matemáticos	28
2.3.5. Técnica de pirámides	31
2.3.6. Métodos de evaluación de resultados	33
2.4. Aplicaciones de la fusión de imágenes	34
2.4.1. Pansharpening	34
2.4.2. Índices en percepción remota	35
3. Desarrollo y Metodología	37
3.1. Degradación de las imágenes OLI	37
3.2. Algoritmo de contrastado	39
3.3. Preparación de las muestras	40
3.4. Algoritmo propuesto	41
4. Discusión y Resultados	44
4.1. Evaluación por medio de métricas	46
4.1.1. Comparación entre OLI_{t1} y OLI_{t2}	46
4.1.2. Optimización en el método de pirámides	47
4.1.3. Resultados del algoritmo propuesto	47

<i>ÍNDICE GENERAL</i>	<i>IV</i>
4.1.4. Resultados de STARFM	49
4.2. Resultados visuales	50
4.2.1. Análisis de la muestra de Chetumal	50
4.2.2. Análisis de la muestra de Chihuahua	53
4.2.3. Análisis de la muestra de Jalpa	55
4.2.4. Análisis de la muestra de La Horqueta	57
4.2.5. Análisis de la muestra de Los Mochis	59
4.2.6. Análisis de la muestra de Tamaulipas	61
4.2.7. Análisis de la muestra de Trincheras	63
4.2.8. Análisis de la muestra de Cd. de México y Zona Oriente .	65
5. Conclusiones y trabajo futuro	67
5.1. Conclusiones	67
5.2. Trabajo futuro	69
6. Referencias	70
7. Anexos	76
7.1. Constancias	76

Capítulo 1

INTRODUCCIÓN GENERAL

A lo largo de la presente obra se desarrollaron los elementos necesarios para fundamentar la investigación y el desarrollo de un algoritmo para fusionar imágenes entre el sensor MODIS y OLI. En éste capítulo se hace el planteamiento del problema a tratar, se expone el objetivo perseguido, la justificación y la delimitación del problema.

1.1. Planteamiento del problema

Desde hace casi veinte años los sensores MODIS y OLI capturan información de la cubierta terrestre que es útil para el monitoreo y estudio de la dinámica de cambios climáticos, de asentamientos humanos y de la evolución de diversos ecosistemas. Estos dos sensores comparten varias características técnicas, tales como la altura de vuelo y sus bandas espectrales (En la tabla 1.1 y la tabla 1.2 se muestran estos datos). Por su lado OLI produce imágenes multiespectrales de alta resolución espacial (30 m) pero tiene un periodo de revisitado de 16 días, el

que puede aumentar por diversas razones: nubes y fallas en la adquisición. Por otra parte el sensor MODIS puede producir diariamente imágenes multiespectrales pero de resolución media (250 m en sus bandas 1 y 2 y 500 m en sus bandas 3-7). No existe un sensor de imágenes con alta resolución espacial y temporal por lo que se busca aprovechar la complementariedad de los sensores MODIS y OLI para crearlas.

Tabla 1.1: *Algunas especificaciones técnicas de los sensores MODIS y OLI.*

	Especificaciones OLI	Especificaciones MODIS
Altura de la órbita	705 km	705 km
Ancho de barrido	185 km	2330 km
Resolución espacial en distintas bandas de los sensores	Bandas 1-7 30 m Banda 8 15 m	Bandas 1-2 250 m Bandas 3-7 500 m Bandas 8-36 1000 m
Tiempo de revisitado	16 días	1 día

Tabla 1.2: *Comparación de las diferentes bandas del sensor OLI y MODIS.*

OLI (BANDA)	longitud de onda (micrómetros)	MODIS (BANDA)	longitud de onda (micrómetros)
2	0.45 - 0.51	3	0.45 - 0.47
3	0.53 - 0.59	4	0.54 - 0.56
4	0.64 - 0.67	1	0.62 - 0.67
5	0.85 - 0.88	2	0.84 - 0.87
6	1.57 - 1.65	6	1.62 - 1.65
7	2.11 - 2.29	7	2.10 - 2.15

1.2. Pregunta de investigación

En consideración del planteamiento del problema se diseñó la siguiente pregunta de investigación: ¿Cómo generar imágenes satelitales de alta resolución es-

pacial y temporal a partir de imágenes OLI y MODIS, que sirvan para sustituir a las imágenes OLI en fechas en que éstas no existen?

1.3. Objetivos

- General. Desarrollar un algoritmo mediante la fusión de imágenes MODIS y OLI para generar imágenes de alta resolución en fechas en que éstas no existen.
- Analizar el estado del arte en percepción remota mediante la revisión de la bibliografía actual en fuentes digitales, artículos y libros.
- Analizar el método de fusión de imágenes por técnica de pirámides gaussiana y laplaciana.
- Sugerir una adaptación del método de pirámides para la fusión de imágenes entre los sensores OLI y MODIS.
- Particular. Comparar los resultados del programa STARFM con los que se produzcan por medio del algoritmo propuesto.
- Particular. Proponer una metodología para la obtención y preparación de muestras en la fusión de imágenes usando el algoritmo propuesto.

1.4. Justificación

Es deseable aprovechar la complementariedad de estos dos sensores para producir imágenes de alta resolución espacial y temporal. Se ahorrarían recursos económicos en varios sectores de la iniciativa privada y de gobierno ya que el costo

de las imágenes satelitales es muy elevado, en parte debido al costo de la puesta en órbita de un sistema sensor remoto. Habría una importante aportación a diversos campos de la investigación científica ya que la mejora en la calidad de series de imágenes en el estudios de ecosistemas, contaminación o clima es relevante en éstas áreas (Li et al, 2017). Además el sensor OLI es un sistema sensor remoto que se considera reciente (puesto en marcha en 2013) por lo que existe mucho interés en explorar todas sus aplicaciones y superioridades por sobre otros sistemas sensores.

1.5. Hipótesis

El sensor OLI y el sensor MODIS comparten varias características, como son bandas espectrales (tabla 1.2) y altura orbital (tabla 1.1); pero difieren en resolución espacial y temporal. Por lo anterior se consideró a lo largo de éste trabajo que ambos sensores “capturan la misma escena pero con diferente resolución”; es decir, en una fecha dada en que coinciden ambos sensores en capturar la misma región geográfica, ambos están viendo la misma escena pero debido a las características de cada sensor, OLI ve una imagen con resolución de 30 m por píxel y MODIS ve una versión degradada de la misma escena, 250 m por píxel en su banda 1 y 2 y 500 m por píxel en sus bandas 3 a 7. Con base en lo anterior se da por supuesto que las diferencias temporales entre imágenes MODIS de dos fechas distintas, nombradas como t_1 y t_2 , se corresponden con las diferencias temporales en imágenes OLI en las mismas fechas t_1 y t_2 por lo que el cálculo de una imagen OLI en la fecha t_2 se calcula mediante la operación:

$$OLI_{t_2} = OLI_{t_1} + (MODIS_{t_2} - MODIS_{t_1}), \quad (1)$$

donde OLI_{t_1} y OLI_{t_2} corresponden a las imágenes del sensor OLI en las fechas t_1 y t_2 respectivamente y $MODIS_{t_1}$ y $MODIS_{t_2}$ a las imágenes del sensor MODIS en las fechas t_1 y t_2 . Y la operación “+” se refiere a una técnica de fusión de imágenes, que en nuestro caso es el método de pirámide gaussiana y laplaciana.

1.6. Contexto y Delimitación

A la fecha se han desarrollado diversos métodos para lograr la predicción de imágenes haciendo fusión de imágenes de distintos sensores; uno de estos es el modelo *Linear Spectral Mixture* (LSM) cuya idea en general consiste en obtener las clases espectrales, firmas espectrales o *endmembers* que conforman una imagen multiespectral de alta resolución y la abundancia de dichos *endmembers*, esto es, los dos sensores que queremos fusionar difieren en número total de píxeles que los conforman de tal manera que se considera que cada píxel de la imagen de baja resolución espacial (y de menor número total de píxeles) es la mezcla espectral de los píxeles correspondientes en su versión de alta resolución espacial (con mayor número de píxeles) (Stathaki et al., 2008). En la Figura 3.1 se muestra un conjunto de píxeles degradados a un solo valor; que es lo que plantea LSM. El método *unmixing*, como se le denomina consiste en establecer y optimizar un sis-

tema de ecuaciones que obtenga la mejor combinación de firmas espectrales y sus abundancias; en la práctica se han diseñado varios algoritmos, que en resumen, toman como valores de entrada, ventanas alrededor de un píxel en las imágenes de alta y baja resolución y devuelven una predicción del píxel en una fecha posterior (Bioucas, 2012). Existe por ejemplo el algoritmo *Spatial and Temporal Data Fusion Approach* (STDFA) (Wu et al, 2012) y el algoritmo *Modified Spatial and Temporal Data Fusion Approach* (MSTDFA) desarrollados por Mingquan Wu et al (Wu et al, 2015), ambos basados en LSM. El algoritmo de *Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model* (STARFM) desarrollado por Gao et al (Gao, F. et al., 2015) es otra propuesta, la cual agrega reglas, condiciones y ponderaciones sobre los píxeles de las imágenes de alta y baja resolución, siendo el éxito de este algoritmo parcial porque en general sufre de diversas limitaciones. Algunas modificaciones realizadas al último algoritmo son el *Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model* (ESTARFM) desarrollado por Zhu et al (Zhu, 2010) cuya finalidad es resolver imágenes con alto contenido heterogéneo en textura, otro es *Spatial and Temporal Reflectance Unmixing Model* (STRUM) propuesto por Gevaert et al (Gevaert et al, 2014) que es una versión híbrida de STARFM y LSM. Xu et al (Xu et al, 2015) propusieron *Regularized Spatial Unmixing* (RSpatialU), que se trata de un método basado en LSM en el cual se utilizan como entradas al algoritmo las firmas espectrales estimadas con STARFM. Otra mejora que se hace al algoritmo de STARFM es *Spatial Temporal Adaptive Algorithm for Mapping Reflectance Change* (STAARCH) desarrollada por Hilker et al (Hilker et al., 2009) que hace uso del algoritmo Tasseled-Cap (Kauth & Thomas, 1976) para detectar la fecha en que se produjeron cambios en la cubierta terrestre y éstos aplicarlos a los resultados de STARFM. *Unmixing-*

based STARFM (USTARFM) consiste en crear una predicción de la imagen de alta resolución usando LSM para posteriormente procesarla usando el algoritmo de STARFM, ésta es una propuesta de Xie et al (Xie, 2016) para mejorar los resultados de STARFM. Una idea haciendo uso de redes neuronales convolucionales es la que se implementa en *Deep Convolutional Spatio Temporal Fusion Network* (DCSTFN) que propone la creación de la imagen predicción hasta con una sola imagen de baja resolución (Tan et al., 2018).

En el presente trabajo se estudió la fusión de imágenes por medio de la técnica de pirámide gaussiana y laplaciana la cual se reporta en la literatura ha dado buenos resultados por su capacidad de realzar contrastes, producir resultados nítidos y preservar las características entre las imágenes fusionadas (Masood, 2017).

Capítulo 2

MARCO TEÓRICO

En este capítulo se exponen los conceptos necesarios para entender ésta obra. Se aborda el estado del arte en el tema de la percepción remota y algunos temas relacionados. Se tratan contenidos básicos como son: la fusión de la información, tipos de imágenes en percepción remota, tipos de resolución en percepción remota, un poco del funcionamiento técnico de los sensores utilizados, así como una noción de la física detrás de un sistema sensor remoto. Se describe la forma en que la percepción remota ha clasificado los diferentes niveles de procesamiento de las imágenes satelitales, los métodos matemáticos más usados en el área para hacer la fusión de imágenes y se mencionan algunos de los métodos más aceptados para evaluar los resultados producidos por la fusión de imágenes.

2.1. Fundamentos de Percepción Remota

La percepción remota es un área de conocimiento relativamente nueva que surge con el nacimiento de la tecnología aeroespacial y tiene como principal ob-

jetivo obtener información del planeta directamente de los satélites (Lira, 1995). El monitoreo de la dinámica del planeta usando los actuales y los futuros satélites es uno de los más importantes objetivos de su comunidad (Amoros, 2013). Es considerada una ciencia, una técnica, incluso un arte (Pohl and Van Genderen, 2017). La disciplina data de la década de los 70's y cada vez son más las entidades interesadas en ésta área. La percepción remota se relaciona con otras disciplinas como son las geociencias, la tecnología de la información, la física y las ciencias de la computación y entre sus campos de aplicación existen la geomática (geomaticea.com, 2017), el mapeo, la representación geográfica, los sistemas de observación terrestre, los sistemas automáticos de reconocimiento de objetivos, el monitoreo ambiental, el seguimiento de objetivos y la clasificación de regiones entre otros (Jiang et al, 2011).

2.1.1. Satélites

Existen muchos satélites orbitando la tierra para distintos objetivos; a saber: telecomunicaciones, geolocalización, meteorología, militares, monitoreo y de investigación. Estos satélites portan lo que se denomina como carga útil, que no es otra cosa más que los dispositivos sensores y los suministros necesarios para realizar lo que se le denomina como “misión”; que es la forma de referirse al objetivo para el que fueron contruidos y puestos en órbita éstos satélites (Ariza, 2013) y (Lindsey et al, s.f.). A continuación se muestra en la tabla 2.1 algunos de los satélites y los sensores que ellos portan (Pohl y Van Genderen, 2017 y Guadarrama et al, 2017).

Los satélites son puestos en distintas órbitas, las hay elípticas (HEO) cuyo radio es de más de 36,000 km, geoestacionarias (GEO) cuyo radio es de aproximadamente 36,000 km, medias (MEO) cuyo radio es de hasta 9,600 km y bajas (LEO), entre 600 km y 1600 km, siendo este tipo de órbita la usada en percepción remota. Se muestra en la Figura 2.1 una ilustración de las orbitas satelitales.

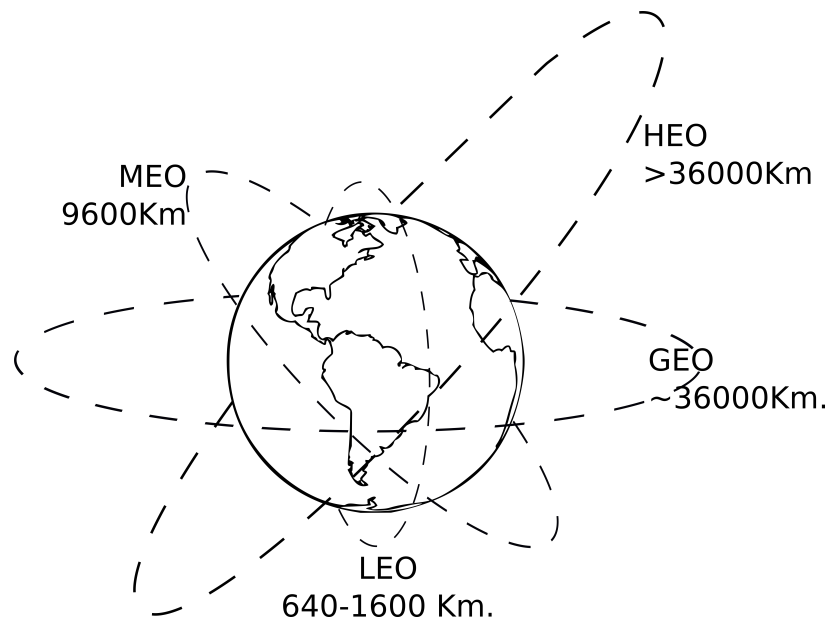


Figura 2.1: Tipos de órbitas satelitales. Nota. Recuperado de Rojas, L. (2013). COMUNICACIÓN VÍA SATÉLITE, Redes inalámbricas [Gráfico]. Consultado el 5 de noviembre del 2018 en <https://ricomviasatelite.wordpress.com/>

2.1.2. Sensores

Un sensor remoto es un dispositivo optoelectrónico construido con fototransductores, algunos de los cuales incluso aprovechan ciertos fenómenos cuánticos; por ejemplo el *Thermal Infrared Remote Sensing* (TIRS) usa una tecnología conocida como Quantum Well Infrared Photodetectors (QWIP's) (Ariza, 2013). Los

Tabla 2.1: *Ejemplos de satélites utilizados en percepción remota y su carga útil*

Satélite	Carga útil
TERRA Y AQUA	ASTER, CERES, MISR, MODIS , MOPITT
ERS	RA, ATSR, GOME, MWR, SAR, WS, PRARE
LANDSAT 5	MSS, TM
AIRS, CERES, MODIS, AMRS	
TERRASAR X	LCT, TOR
TANDEM-X	LCT, TOR
LANDSAT 7 (E.U.A)	ETM+
NOAA (E.U.A)	AVHRR
LANDSAT 8 (E.U.A)	OLI, TIRS
QuickBird-2 (E.U.A)	MS, PAN
WorldView-2 (E.U.A)	MS, PAN
IKONOS (E.U.A)	MS, PAN
GeoEye-1 (E.U.A)	MS
SPOT 1-5 (en Constelación) (Europa)	HVR, VEGETATION, HRV-IR
ENVISAT-1 (Europa)	MERIS
RapidEye (Constelación) (Europa)	MS
Sentinel-2a (Europa)	MSI
ALOS (Japón)	AVNIR-2
HJ1-1A, HJ-1B, SJ-9B, ZY-1 02C, ZY-03-01, SJ-9A, SJ-9B, GF-1, GF-2 (China)	WVC, HSI, WVC, IRMSS, PAN, MSC, WFI, WFC, TD-DICCD (sensores chinos)
Resourcesat-1/2, (IRS-P6), Cartosat-1, (IRS-P5), Cartosat-2, 2A, 2B (India)	AWiFS, LISS-III, LISS-IV, FORE, AFT, PAN.

Nota. Adaptación de Pohl y Van Genderen, 2017 y Guadarrama et al, 2017.

sensores remotos generan una diferencia de potencial ante la excitación producida por el flujo radiante percibido proveniente de un cierto CIV (Campo Instantáneo de Vista), ésta medición es ajustada a un cierto rango de valores predefinidos por el tamaño de byte utilizado, de modo que se habla de un intervalo discreto de valores en la captura de estos datos; a éste proceso se le conoce como cuantización de la información. Los datos capturados son un muestreo discreto del espectro en tierra porque el sistema sensor remoto percibe el flujo radiante proveniente de un cierto CIV como única señal por lo que el área cubierta por un CIV se mapea sobre un solo píxel en la representación digitalizada. A diferencia de las cámaras fotográficas caseras donde el dispositivo de captura es una matriz de fotoreceptores, en los sistemas sensores remotos se usan arreglos lineales que tienen que acoplar un mecanismo óptico de lentes extremadamente perfectos, filtros ópticos muy precisos, un sistema electrónico, un medio de almacenamiento y un sistema de telecomunicación. En la Figura 2.2 se muestra un esquema de funcionamiento de un sistema sensor remoto (Lira, 2010).

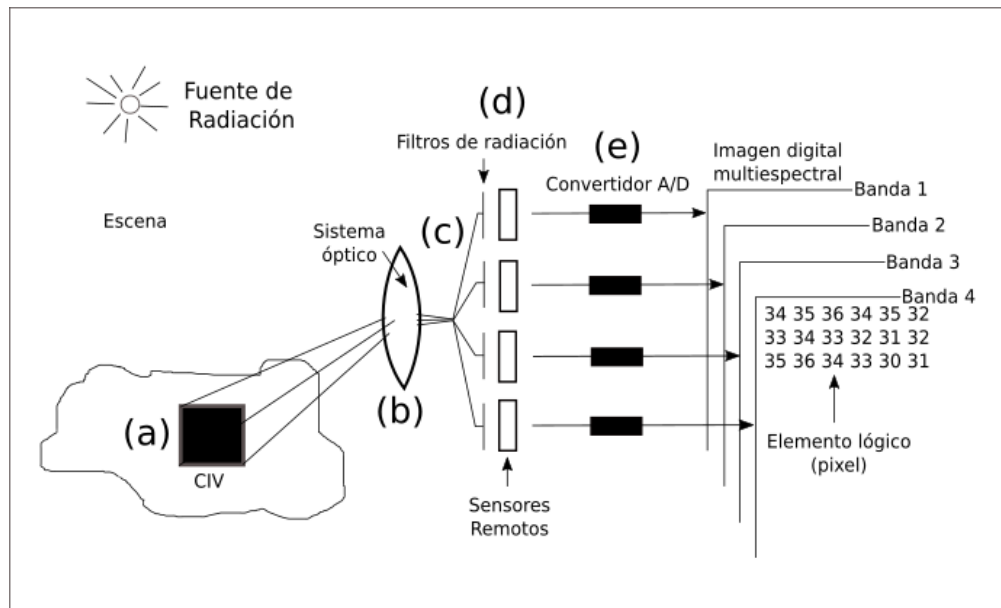


Figura 2.2: Esquema de funcionamiento de un sistema sensor remoto. La reflexión de la luz por parte de la cubierta terrestre en el CIV sombreado (a), converge hasta (b), pasa a (c) un sistema óptico que redirige la luz hacia (d) un filtro óptico y un fotoreceptor que en cada caso se corresponde a una banda espectral que es digitalizada en (e). Nota. Recuperado de Lira, J. (2010). Tratamiento Digital de Imágenes Multiespectrales. México: Instituto de Geofísica, UNAM.

Existen sensores pasivos y activos. Un sensor pasivo es aquel que percibe el flujo radiante proveniente de la reflexión de la luz proveniente del sol o bien de las fuentes emisoras de radiación en la cubierta terrestre, éste es el caso de los sensores que producen imágenes multiespectrales, pancromáticos e hiperspectrales. Mientras que los sensores activos son como el Radar de Apertura Sintética (SAR) y el *Laser Imaging Detection and Ranging* (LIDAR), que son dos sensores que funcionan mediante la captura de la reflexión de un haz emitido por el mismo sensor, en el caso del SAR se aprovecha el efecto de retrodispersión de las ondas de radio que puede ser aprovechado para estimar la composición de los materiales,

la textura y la inclinación de la superficie y en el caso de LIDAR se hace uso de la reflexión de un haz láser; este último se usa en la creación de mapas digitales de elevación muy precisos (DEM) (Pohl and Van Genderen, 2017).

Los sensores que capturan las imágenes en percepción remota pueden ir montados en aviones o en satélites. La percepción remota desde aviones tiene como ventaja ser económico con respecto al de satélites, además de que se puede planificar la ruta de vuelo, mientras que con el uso de satélites el trayecto y periodo de revisitado es fijo (Kincade, 2016). Pero la ventaja que presentan los sensores montados en satélites es que pueden dar constancia en la adquisición de imágenes, barridos fotográficos más amplios y menor costo de mantenimiento ya que en el espacio no hay partículas que degraden al sistema sensor. Otra cualidad de los sistemas satelitales es que se suelen implementar como “constelación de satélites” que es el hecho de enviar varios satélites en una misma órbita, ésto para aumentar la periodicidad de la captura de las imágenes. Por éstos motivos la percepción remota desde satélites brinda la capacidad de generar técnicas y algoritmos para procesar las imágenes capturadas y así lograr dar un mayor valor a la información obtenida remotamente (Pohl and Van Genderen, 2017). En general éstos sensores cumplen objetivos muy específicos; en la tabla 2.3 se muestran los detalles y aplicaciones de algunos (Guadarrama et al., 2017).

Tabla 2.3: *Sensores y sus aplicaciones*

Sensor	Bandas y Resolución Espacial	Aplicaciones
OLI (Operational Land Imager)	9 bandas espectrales con una resolución de 30 m para las bandas 1-7, 9 y una banda pancromática con resolución de 15 m	La banda 1 es un azul profundo, útil para estudios costeros y de aerosoles, la banda 9 es útil para la detección de nubes tipo <i>cirrus</i> , las bandas 10 y 11 proporcionan temperaturas muy precisas. El resto de las bandas de éste sensor son para el monitoreo del crecimiento de cosechas, la expansión urbana y estudios de la vegetación.
ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection)	14 bandas en VNIR (15 m), SWIR (30 m) y TIR (90 m)	Creación de mapas detallados de la tierra, emisividad, reflectancia y elevación así como la producción de imágenes estereoscópicas (Guadarrama et al., 2017).
ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus)	8 bandas, tres en el visible (30 m), una en el infrarrojo cercano (30 m), dos en el infrarrojo de onda corta (30 m), una en la banda termal (60 m) y una pancromática (15 m)	Usado para un amplio rango de aplicaciones de monitoreo de los cambios en la superficie terrestre: desarrollo de la agricultura, deforestación, desertificación, desastres naturales, clasificación y exploración de minerales, urbanización, desarrollo y degradación del recursos del agua (Ariza, 2013).
CERES (Clouds and the Earth's Radiant Energy System)	Tres bandas, Solar de 300 nm - 5000 nm, Terrestrial de 5000 nm a 200000 nm y la ventana atmosférica de 8000 nm - 12000 nm	Mide la cantidad total de radiación de la tierra (Kramer, H., 1996).
MISR (Multi-angle Imaging SpectroRadiometer)	4 bandas, centradas en 443 nm (azul), 555 nm (verde), 670 nm (rojo) y 865 nm (infrarrojo cercano)	Analizar la dispersión de la luz en condiciones naturales, por medio de 9 cámaras que apuntan en distintas direcciones (Kramer, H., 1996).
MODIS (Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer)	36 bandas discretas entre los 400 nm y los 1450 nm Todas ellas de alta resolución radiométrica.	Medición de los procesos biológicos y físicos en una escala de tiempo de 1 a 2 días.
MOPITT (Measurement of Pollution in the Troposphere)	Sus bandas se centran en 2300 nm y 2400 nm y 2700 nm y su resolución espacial es de 22 Km	A partir de poder medir la emisión y reflexión en el infrarrojo este sensor es capaz de obtener la cantidad de CO y dd CH ₄ en la troposfera.

RA (Radar Altimeter)	Opera en la banda K (18-26 GHz. 1.6 cm to 1.2 cm)	Se utiliza para medir la altitud de un satélite además tiene aplicaciones midiendo la altura de las olas del mar y la velocidad del viento (Guadarrama et al., 2017).
GOME (Global Ozone Monitoring Experiment)	240 nm to 790 nm (desde el ultravioleta hasta el infrarrojo)	Medición directa de la columna de ozono y mediciones indirectas de otras moléculas que interactúan con el ozono (H_2O , $OCIO$, SO_2 , ClO , BrO).
SAR (Synthetic Aperture Radar)	Banda L que opera entre 1-2 GHz. (30 cm to 15 cm), su resolución espacial es de 18 m	Este sensor puede obtener imágenes de la superficie terrestre sin importar las condiciones climáticas o la presencia de nubes, además gracias a un análisis de la dispersión de las microondas es posible hacer un reconocimiento de los materiales sensorados.
TM (Thematic Mapper)	7 bandas que operan en todo el visible y el infrarrojo cercano, medio y termal, su resolución espacial en casi todas sus bandas es de 30m	Captura imágenes de alta resolución que sirven para hacer análisis del cambio en la corteza terrestre y para monitoreo ambiental.
AIRS (Atmospheric Infrared Sounder)	su rango de sensibilidad esta entre los 3740 nm hasta los 15400 nm en el infrarrojo a una resolución espacial de 1 Km	Observar los ciclos del agua y de la energía a nivel mundial, las variaciones climáticas y la respuesta del sistema climático a un aumento de los gases de efecto invernadero (Guadarrama et al., 2017).
TERRASAR X	Opera en la banda X usando un SAR(8-12 GHz.) a una resolución de 1 m	Creación de imágenes de la superficie de muy alta calidad.
TANDEM X	Opera en la banda X usando SAR (8-12 GHz.)	TANDEM y TERRASAR son alineados verticalmente a menos de 500 m de distancia, con lo cual las diferencias en perspectiva que pueden obtener ambos satélites sirve para construir una imagen tridimensional de la superficie de la tierra (Guadarrama et al., 2017).

Nota. Recuperado de Guadarrama, M., & García, A. (2017). Status técnico de la Estación para la recepción de Información Satelital (ERIS - Chetumal) (p. 73). Chetumal, México: El Colegio de la Frontera Sur (ECOSUR) Unidad Chetumal.

2.1.3. Tipos de imágenes

Las imágenes utilizadas en percepción remota varían en base al sensor utilizado, las más usadas son: imágenes pancromáticas, multiespectrales, de radar de apertura sintética (SAR), láser (LIDAR) y las hiperespectrales. Las imágenes pancromáticas; por ejemplo, son sensibles a todo el espectro visible y por lo general son de alta resolución espacial, surgieron en la intención de aumentar ésta resolución, pero a consecuencia del aumento del ruido en la señal percibida en la banda espectral cuando ésta es muy estrecha se decidió aumentar su ancho de banda (Ruiz-Fernández, 2013). Por otro lado las imágenes multiespectrales son aquellas que se capturan en rangos estrechos del espectro electromagnético; donde el ejemplo más claro es el espectro visible en el que se definen los rangos 450 nm - 520 nm (azul), 520 nm - 610 nm (verde) y 630 nm - 690 nm (rojo). En el infrarrojo existen múltiples bandas entre las que destacan el *Very Near Infrared* (VNIR), el *Short Wave Infrared* (SWIR) y el Thermal Infrared (TIR) donde a diferencia de las imágenes multiespectrales en el espectro visible en éstas se aprovechan tanto la reflexión como la emisión de radiación por parte de la cubierta terrestre y con ello permiten conocer la temperatura de dicha zona geográfica, así como, huellas de calor emitidas por seres vivientes (Xie, 2016). Las imágenes SAR y LIDAR se corresponden con aquellas producidas por sensores de radar y láser respectivamente y cuyas características y modo de procesamiento es mucho más complejo que el de las imágenes obtenidas de forma pasiva (ver en sección 2.1.2). Otro tipo de imágenes son las hiperespectrales (HS) cuyos anchos de bandas son más estrechos que las multiespectrales y que además se trata de imágenes que contiene metadatos relacionados a características y propiedades del CIV, por ejemplo el resultado de la reflectancia en el sitio, la absorción y el tipo de material, en cierto

Tabla 2.5: Tipos de imágenes según su interacción

Tipo de imagen	Interacción energética
Ópticas	Llamadas de esta manera porque las bandas que las componen se encuentran en la región óptica del espectro electromagnético
Radar	Producidas en la región de las microondas del espectro electromagnético estas imágenes son generalmente mono-espectrales; se pueden obtener en diferentes longitudes de onda y polarizaciones.
Acústicas	Generadas empleando señales acústicas coherentes, llamadas también ecografías, estas imágenes son generalmente mono-espectrales.
Micrografías	Obtenidas empleando un haz de electrones generado y controlado por un microscopio electrónico, estas imágenes son generalmente mono-espectrales.
Tomografías	Obtenidas ya sea por medio de un haz de positrones o por medio de un tren de pulsos de radiación electromagnética controlados por un tomógrafo, estas imágenes son generalmente mono-espectrales.
Radiografías	Generadas empleando rayos X, estas imágenes son generalmente mono-espectrales.

Nota. Recuperado de Lira, J. (2010). Tratamiento Digital de Imágenes Multiespectrales. México: Instituto de Geofísica, UNAM.

modo se puede entender a éstas imágenes como una especie de espectrometría aplicada a la superficie terrestre (Lucas et al, 2004). En la tabla 2.5 se muestran otros tipos de interacciones físicas que se han utilizado para producir imágenes (Lira, 1995)

2.1.4. Tipos de Resoluciones

En percepción remota se habla de cuatro tipos de resolución: radiométrica, espectral, temporal y espacial. La resolución radiométrica es la sensibilidad del sistema sensor remoto para detectar y almacenar variaciones más o menos finas de la radiación espectral capturada, por ejemplo, para este trabajo la resolución radiométrica es de 16000, que es el rango de valores que pueden tomar las imágenes OLI y MODIS (Ariza, 2013) y (Lindsey et al, s.f.). La resolución temporal es

la frecuencia de revisitado de los dispositivos de percepción remota de una misma región geográfica; como ejemplo tenemos que OLI tiene una frecuencia de revisitado de 16 días. La resolución espacial está dada por la longitud del área rectangular cubierta por una unidad fotoreceptora del sensor remoto, OLI captura en cada fotoreceptor parcelas de longitud 30 m mientras que las de MODIS son de 250 m para las bandas 1 y 2, 500 m para las bandas 3-7 y 1000 m para las bandas 8 a la 36. La resolución espectral tiene que ver con el número de bandas y ancho espectral en un sistema sensor remoto; la luz visible, el infrarrojo y la emisión térmica son ejemplos de rangos espectrales que son subdivididos en bandas estrechas que como sirven para caracterizar a las fuentes de radiación o reflexión son las que determinan una mayor o menor resolución espectral (Alparone et al, 2015) y (Lucas et al, 2004).

2.2. Pre-Procesamiento de Imágenes Satelitales

2.2.1. Datums, georeferenciación y proyecciones cartográficas

Un datum es un sistema de referencia que define su origen en algún lugar cerca del centro de la tierra, decimos cerca porque por consecuencia de las dificultades relacionadas con ubicarlo con precisión existen varias convenciones, por ejemplo el WGS84, el OSGB36 y el ETRS89. El *datum* es un sistema de referencia casi siempre hecho a la medida de las necesidades geográficas que presente cada región del mundo, está basado en la utilización de un modelo elíptico de la forma de la tierra llamado *geoid*. En la línea etiquetada como elipsoide que se muestra en la Figura 2.3 se muestra una representación de éste elipsoide virtual que se usa

para modelar la forma de la tierra. Luego en la misma Figura 2.3 le sigue el *geoid* que como concepto se define como una superficie de nivel de potencial con igual magnitud de gravedad en todos sus puntos, ésta se intenta obtener a partir de medidas sobre el nivel del mar alrededor del mundo y con la información obtenida de satélites GPS y como consecuencia de las dificultades en determinar éste *geoid* se generan también varias versiones según convenga en la zona geográfica (Ordnance Survey, 2016). La georeferenciación de una imagen satelital también asocia los datos capturados por el sensor remoto a una proyección cartográfica, por ejemplo: cónica o cilíndrica. En resumen se utiliza un sistema de proyección cartográfico y un *datum* para especificar la ubicación de un punto sobre la tierra y a todo el proceso se le conoce como georeferenciación. Por último las imágenes satelitales se suelen almacenar en un formato para información geoespacial conocido como GEOTIFF.

En el caso de las imágenes MODIS estas presentan una georeferenciación con proyección lcc (cónica) con *datum* WGS84, mientras que las del sensor OLI son tipo mercator (cilíndricas) en *datum* WGS84 (Ordnance Survey, 2016 y Lindsey et al, s.f.). En la práctica existe una convención para nombrar estas combinaciones de datums y proyecciones conocida como EPSG (lo que simplifica la terminología).

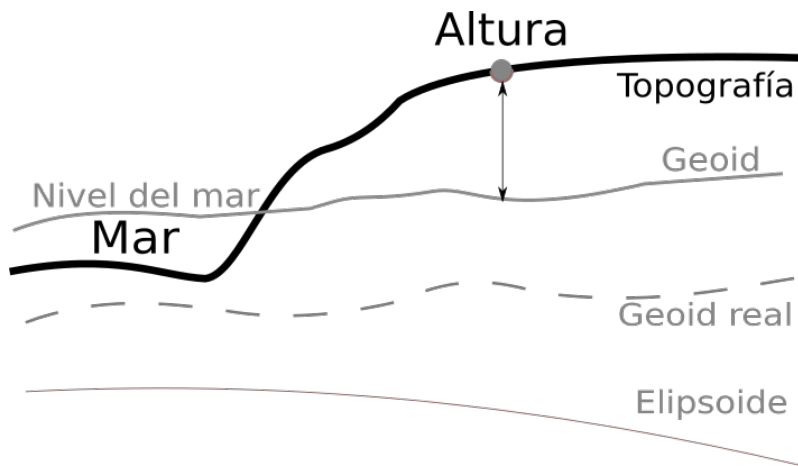


Figura 2.3: Representación de las referencias virtuales que se hacen de la tierra. Nota. Recuperado de Ordnance Survey (2016). A guide to coordinate systems in Great Britain. Consultado en www.os.uk.

2.2.2. Registración

La registración es un proceso de ortorectificación que se realiza para ajustar espacialmente las imágenes recibidas por los sensores, esto debido a que las imágenes capturadas suelen contener defectos de forma, perspectiva o hasta estar torcidas, todo esto por fallas ópticas, por fallas sistemáticas de la adquisición y distorsiones originadas por la rotación de la tierra (Brown, 1992). La registración se realiza tanto para alinear como para corregir las imágenes recibidas de los satélites, haciendo uso de información de ortorectificación que puede ser: a) Por corrección orbital, lo que implica hacer uso del conocimiento de las características orbitales de la plataforma (el satélite), así como de modelos digitales de elevación (DEM por sus siglas en inglés) y b) Corrección por medio de puntos de control en tierra (GPC por sus siglas en inglés), que hace uso de puntos prefijados sobre la superficie terrestre para ajustar la geometría de la imagen por medio de

transformaciones polinómicas (Resendiz, 2015).

2.2.3. Interpolación

La interpolación es un procedimiento de recuperación de información ausente o perdida durante las modificaciones hechas a una imagen. Un ejemplo es cuando una imagen es estirada al doble de su tamaño; el estiramiento realizado deja vacíos de información entre los píxeles. Dependiendo del algoritmo de estimación de los vacíos de información se mejora la calidad visual de imagen reescalada. Existen muchos algoritmos de interpolación, entre los que destacan: vecino cercano, lineal y bicúbico; pero hay más aproximaciones polinómicas (Lira, 1995). Muchas veces las imágenes satelitales son ampliadas un poco debido a que los sensores no siempre capturan todas las bandas a la misma resolución; por tanto, se aplican algoritmos de *resampleo* que usan interpolación en el proceso.

2.2.4. Correcciones radiométricas

Este tipo de procesamiento sobre las imágenes a diferencia de la registración e interpolación no es para corregir defectos en la adquisición sino para subsanar las deficiencias en la captura debido a causas atmosféricas, ya sea por la presencia de aerosoles, nubes, el amortiguamiento atmosférico debido al trayecto de la luz a través de la atmósfera, variaciones en la inclinación del relieve, sombras proyectadas por montañas, e incluso debido al ángulo de inclinación de los rayos solares respecto a la superficie (Chander et al, 2009). Las nubes; por ejemplo, pueden afectar de diferente manera dependiendo de su tipo: nubes cumulus que bloquean totalmente la recepción de la señal de la superficie terrestre, nubes cirrus

que atenúan la intensidad de la señal y por último las sombras generadas sobre la superficie terrestre. Existe mucho trabajo relacionado a la remoción de nubes de las imágenes; sin embargo los algoritmos desarrollados para éste efecto son muy dependientes del sensor. Los defectos debido a la inclinación se corrigen por medio de parámetros que los sensores remotos capturan junto con la imagen, de tal modo que mediante una sencilla formula se pueden corregir (Chandran and Jojy, 2015).

En la Figura 2.4 se muestra un esquema del trayecto de la luz a través de la atmósfera. La interacción del flujo radiante con la atmósfera se modela de la siguiente manera: a) Los rayos solares llegan a la superficie y ahí b) sufren una reflexión en la “cima de la atmósfera” (TOA, por sus siglas en inglés), luego durante su trayecto por la atmósfera c) la luz es en parte absorbida, en parte transmitida y en parte reflejada por las mismas moléculas de la atmósfera; e) la luz llega a la cubierta terrestre y ahí sufre diversas interacciones dependiendo del material, la rugosidad del terreno, la inclinación del relieve, la humedad, etc., sin embargo en los modelos se idealiza esta reflexión como de tipo lambertiana; f) luego la luz reflejada por la superficie terrestre vuelve a interaccionar con la atmósfera, g) para finalmente llegar a la cima de la atmósfera, donde es percibida por los sensores remotos (Sobrino et al., 2011). A causa de las dificultades para calcular este valor para cada píxel se suelen utilizar convenciones tales como la de sustraer el valor radiométrico más bajo no nulo o el uso de los parámetros *Tau* y *La* que son obtenidos por sensores especiales o radiómetros de campo. En el caso de la corrección atmosférica de las imágenes OLI y MODIS se usa un modelo de transferencia radiativa conocido como 6S (Pons et al., 1994).

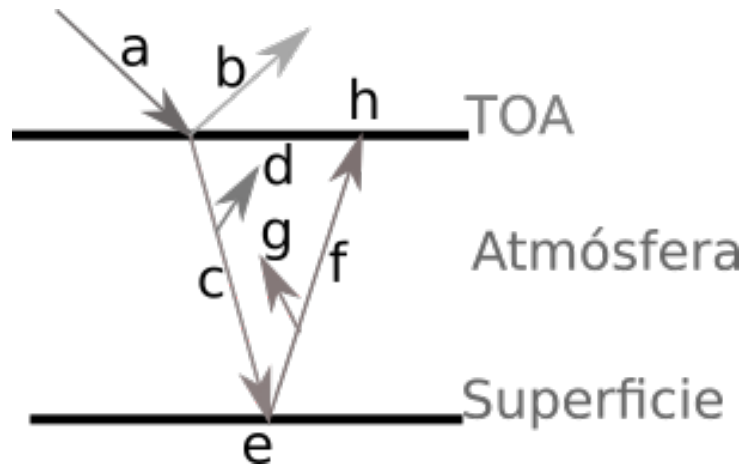


Figura 2.4: Modelo simplificado de la interacción del flujo radiante con la atmósfera.

2.2.5. TOA, DN y SR

Se trata de tres conceptos de uso común en la literatura relacionada a la percepción remota. El primero, *Top of Atmosphere* (TOA) se refiere al valor en unidades de potencia por unidad de área por unidad de estereorradián; es decir, se refiere a la intensidad de flujo radiante medida por un sistema sensor remoto precisamente en la cima de la atmósfera. Es una magnitud derivada conocida como radiancia o luminancia; esta radiación es propiedad intrínseca de la materia que la refleja como resultado de una interacción de la irradiancia (flujo radiante proveniente del sol) con la cubierta terrestre. Ésta cantidad de energía excita los fotoreceptores de los sensores, los que a su vez la cuantizan en *Digital Numbers* (DN), que son el formato de valores en que es guardada una imagen satelital cuando esta en su primer nivel de procesamiento (L1). *Surface Reflectance* (SR) es el cociente de la radiancia entre la irradiancia, se calcula al nivel de la cubierta terrestre y las imágenes que están en este formato se dice que son de nivel 2 (L2); este tipo de

imágenes ya cuentan con una corrección radiométrica, además el resultado de este cociente es independiente de la inclinación del sol con respecto al relieve y la época del año. Los valores de tipo SR no tienen unidades y se almacenan reescalados por un factor de 1×10^{-4} (Chander et al, 2009).

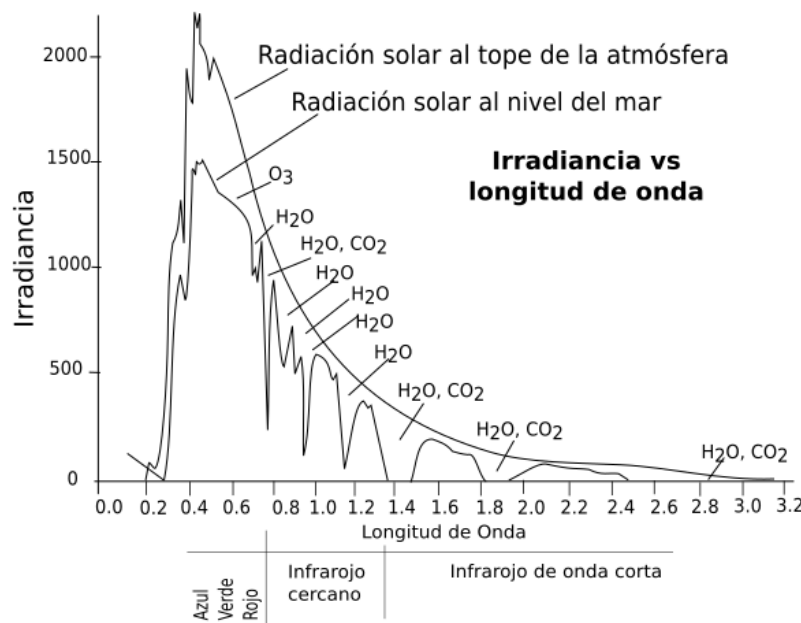


Figura 2.5: Representación del espectro de irradiancia que llega a la tierra antes y después de cruzar la atmósfera. Como se puede apreciar existen varias absorciones por parte de la atmósfera de la luz que llega hasta la cubierta terrestre. La luz reflejada por la cubierta terrestre sufre una segunda absorción que coincide con las mismas que sufrió la irradiancia. El espectro electromagnético muestra varias ventanas atmosféricas que no sufren tanta absorción por parte de la atmósfera; es en éstas en que se sitúan las bandas espectrales usadas en la percepción remota. Nota. Recuperado de Absorción. (s.f.). INTERACCIONES ATMOSFÉRICAS. Consultado el 11 de octubre del 2018 en <http://www.teledet.com.uy/tutorial-imagenes-satelitales/atmosfera-dispersion-absorcion.htm>

2.3. Fusión de imágenes satelitales

2.3.1. Fusión de información

La fusión de información trata del aprovechamiento de las nuevas tecnologías en información, biosensores y sensores remotos para lograr una sinergia de los resultados obtenidos (Waltz, 2008). Dicho de otro modo, mediante la combinación de múltiples fuentes de información se puede crear una interpretación nueva de los mismos, lo que permite crear un nuevo y mejorado dato con características superiores a los datos fuente por separado. Se muestra la Figura 2.6 para ayudar a comprender las diferentes categorías de la fusión de información (Jiang et al, 2011).

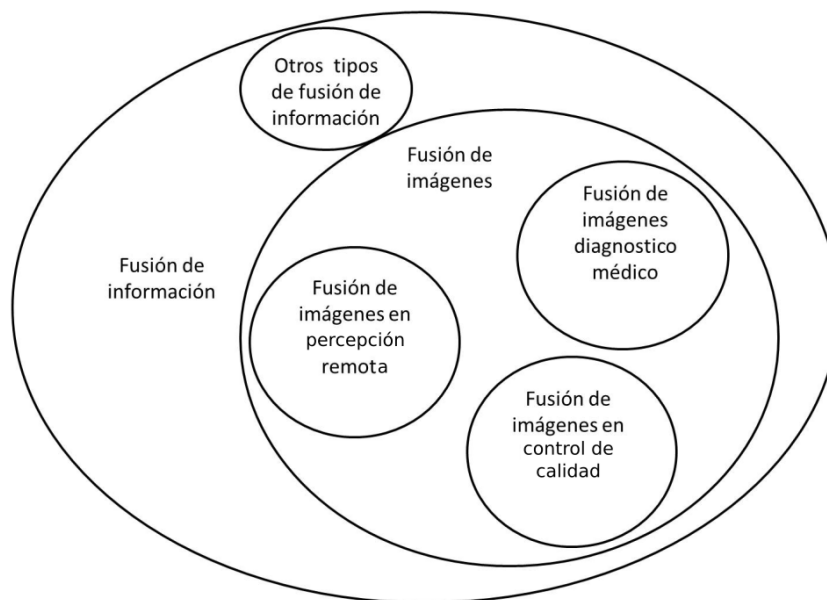


Figura 2.6: Relación entre la fusión de información y la fusión de imágenes satelitales.

2.3.2. Fusión de imágenes

La fusión de imágenes es un caso particular de la fusión de información donde se seleccionan las características deseadas de un conjunto de imágenes con el fin de mezclarlas en una nueva y mejorada imagen (el concepto se ilustra en la Figura 2.7). Existen diferentes vertientes; por ejemplo: la fusión de imágenes médicas, el reconocimiento de objetos, sistemas de visión para robots y la fusión de imágenes satelitales entre otras. Comparten diversos temas en lo básico como son: la registración de las imágenes, los niveles en que la fusión puede llevarse a cabo, las técnicas de fusión de imágenes y los métodos de evaluación (Li et al, 2017). Respecto a los sistemas de adquisición de imágenes sirva hacer mención que en el contexto computacional se le llama imagen al conjunto de bandas pertenecientes a una escena dada, en la que, dichas bandas no están limitadas a ser de luz visible o infrarroja, sino que pueden ser de cualquier tipo; por ejemplo, acústicas, gravimétricas, producto de la dispersión de una señal de radar, por reflexión láser o por cualquier otra fuente de información que pueda ser registrada en un mapeo bidimensional (Lira, 1995). En la presente investigación sólo es de interés lo relacionado a la fusión de imágenes satelitales multisensor.

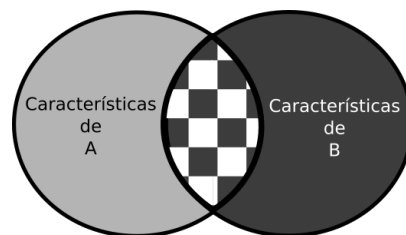


Figura 2.7: Ilustración del concepto de fusión de imágenes en el que se mezclan las características de una imagen A con las características de una imagen B y se obtiene un producto que comparte las características de A y B.

2.3.3. Niveles en la fusión de imágenes

En percepción remota se definen cuatro niveles en los que se puede realizar la fusión de imágenes; los cuales son: fusión a nivel de señal, píxel, característica y decisión (Jiang et al, 2011).

- Fusión a nivel de señal es la fusión de información de las señales de diferentes sensores con el propósito de mejorar la relación señal ruido.
- Fusión a nivel de píxel consiste en la fusión de las imágenes píxel a píxel basándose en características específicas de los píxeles que se desea mezclar, en éste nivel de la fusión de imágenes es en el que se realizan la mayoría de las correcciones a las imágenes.
- La fusión a nivel de característica consiste en la fusión de imágenes basada en el reconocimiento y extracción de objetos previamente categorizados.
- En la fusión a nivel de decisión se aplican reglas de selección y manipulación de los datos con el objeto de crear capas de objetos que se podrán traslapar en la imagen resultante.

2.3.4. Métodos matemáticos

Los métodos matemáticos y técnicas computacionales usadas en el procesamiento de imágenes se pueden resumir en:

- De sustitución. Este método es básico en el procesamiento digital de imágenes satelitales ya que en varios casos es parte de otros procesos más complejos (se ilustra la idea con la Figura 2.8). Se busca encontrar una transformación que permita convertir los datos de una imagen en otros equivalentes

donde la conversión sea reversible. El caso más claro es la transformación del modelo de color RGB a IHS (del inglés: Intensidad, Matiz y Saturación); para poder sustituir el canal de intensidad entre las imágenes de alta y baja resolución espacial; y así, poder fusionar los datos de ambas imágenes (Pohl and Van Genderen, 2017).

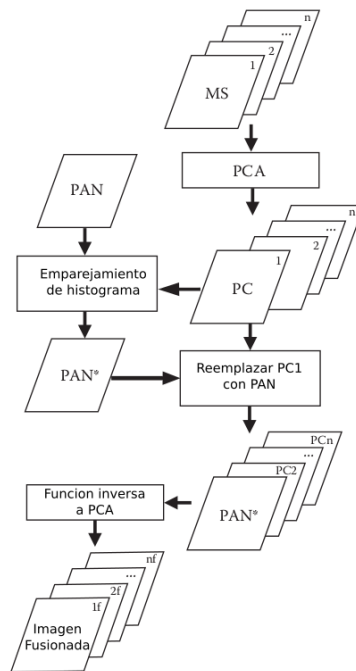


Figura 2.8: Diagrama de flujo de una fusión de imágenes donde las bandas son transformadas con PCA en sus componentes principales y en la que luego se aplica una técnica de balanceo de la tonalidad de los colores de las imágenes llamada “emparejamiento de histograma”, después de la cual se sustituye la componente PC1 por la banda pancromática. Nota. Recuperado de Pohl, C., Van Genderen, J.. (2017). Remote Sensing Image Fusion A Practical Guide. U.S.A: CRC Press.

- Estadísticos. Utilizando teoría de variable aleatoria se llega a la conclusión de que el histograma de frecuencias de una imagen es una buena aproximación a la función de densidad de distribución de variable aleatoria para los

pixeles de una imagen satelital (Lira, 2010). Estas relaciones son exploradas por métodos matemáticos de la estadística para separar la información de las imágenes en subconjuntos de información con cierta característica común. Ejemplo de este tipo de métodos es *Principal Component Analysis* (PCA) que prepara las imágenes para un post procesamiento de sustitución, análisis o compresión de la información (Masood, 2017).

- Multiresolución. Este tipo de técnicas requieren de la representación de la información a un espacio de frecuencias; también significa tratar a la imagen como si fuera una señal o superposición de señales de tal modo que podamos utilizar otros métodos matemáticos. Ejemplos de estos métodos son la transformación al espacio de funciones de Fourier, las wavelet y la técnicas piramidales (Stathaki et al., 2008).
- Brovey. Se basa en operaciones algebraicas entre bandas y parte del supuesto de que las bandas de una imagen RGB cubren aproximadamente el ancho de banda de la banda pancromática de alta resolución (Ruiz-Fernández, 2013).
- Unmixing. Esta teoría supone que los pixeles de una imagen de baja resolución son una combinación lineal de pixeles de alta resolución. El objetivo de esta técnica es resolver este sistema de ecuaciones (Wu et al, 2015).
- Otros. El procesamiento de imágenes es un campo de las ciencias de la computación que se vale de muchos otros métodos; por ejemplo, los métodos bayesianos para reconocimiento de texturas (Lorenzana, 2008), las transformaciones de Hough para identificación de formas (Biswas, 2005) y la inteligencia artificial, entre otros, por lo que se debe entender que el

procesamiento digital de imágenes satelitales no está limitado a los métodos aquí descritos, por ejemplo en (López, 2007) se presenta la fusión de imágenes usando la transformada de Hermite y se explica como ésta explota el conocimiento que se tiene sobre las propiedades de la visión humana.

2.3.5. Técnica de pirámides

Es un método de fusión de imágenes por multiresolución que consiste en obtener los componentes de altas frecuencias de las imágenes que se están fusionando por medio del siguiente proceso:

1. Se hace la convolución entre una imagen y un kernel gaussiano. Esta convolución es en realidad un filtro pasa bajos de la imagen en el espacio de frecuencias. La imagen resultante es una versión degradada de la imagen original y de menor resolución.
2. El paso anterior se repite tantas veces como el tamaño de la imagen lo permita.
3. El primer nivel de la pirámide lo constituye la diferencia de la primera imagen con su primera degradación, el segundo nivel se forma de la diferencia entre la primera degradación de la imagen y la segunda degradación de la imagen y así sucesivamente. Como el kernel gaussiano es un filtro pasa bajos, esta diferencia nos da los componentes de altas frecuencias de la imagen en el nivel más alto y el segundo nivel respectivamente.
4. El paso anterior se repite calculando las diferencias entre cada versión degradada de las imágenes y la siguiente versión degradada de cada imagen;

de tal modo que los niveles de la pirámide son los componentes de alta frecuencia en cada nuevo nivel degradado.

5. Para fusionar dos imágenes usando ésta técnica se promedian los niveles obtenidos al aplicar los tres pasos anteriores en las dos imágenes.
6. Se expande el promediado de los niveles más altos obtenido en el paso anterior al tamaño del siguiente nivel y se suma al promedio del siguiente nivel. Después el resultado de esta suma se expande al tamaño del siguiente nivel y se vuelve a sumar.
7. Se repite el proceso anterior hasta llegar al nivel más alto.

El proceso descrito es la técnica de pirámides, Se ilustra la idea con la Figura 2.9 (cs.utah.edu, 2002).

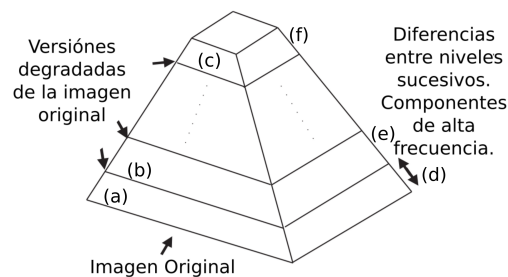


Figura 2.9: Ilustración para auxiliar en la explicación de la técnica de pirámides. (a) imagen original, (b) imagen resultante de convolucionar la imagen original y un kernel gaussiano, (c) nivel más alto de la pirámide, (d) imagen resultante de la diferencia entre el primer nivel y el segundo nivel de la pirámide, (e) imagen resultante de la diferencia entre el segundo nivel y el tercer nivel de la pirámide. Nota. Adaptación de Pohl, C., Van Genderen, J. (2017). Remote Sensing Image Fusion A Practical Guide. U.S.A: CRC Press.

2.3.6. Métodos de evaluación de resultados

Los resultados obtenidos tras hacer una fusión de imágenes deben ser evaluados para poder discernir si la imagen fusionada resultante es adecuada o bien, produce los resultados deseados, para tal efecto existen diferentes métodos matemáticos, sin embargo, en cierto grado la calificación de estos resultados es subjetiva y hasta la fecha se sugiere la supervisión humana de los resultados. En respuesta a ésta problemática se han desarrollado estrategias objetivas para la evaluación y actualmente existe un consenso general en percepción remota sobre lo que una imagen fusionada de buena calidad debe de cumplir; a saber: i) Debe conservar gran parte de la información relevante de las imágenes fuente, ii) El algoritmo de fusión no debe generar resultados erróneos en las imágenes resultantes (nombrados en la literatura como artefactos) y iii) El algoritmo de procesamiento deberá ser robusto en cuanto a su capacidad de resolver inconsistencias tales como errores de adquisición, correcta discriminación de las cubiertas terrestres, ruido y condiciones climáticas adversas (Li et al, 2017).

Entre las estrategias de medición objetivas las más comunes son las de degradación, ésto consiste en realizar un procesamiento sobre las imágenes resultantes que las degrade para después medir las variaciones con respecto a las imágenes fuente (que se supone son de baja resolución), sin embargo hay que mencionar que no siempre existe la posibilidad de comparar la imagen resultantes con una imagen de referencia; por lo que, también se han desarrollado técnicas de medición objetivas independientes de una imagen de referencia (Alparone et al, 2015). Las herramientas matemáticas más usadas para la evaluación de los resultados son: el coeficiente de correlación (CC), la raíz del error cuadrático medio (RMSE), el mapeador de ángulo espectral (SAM), los índices de calidad en imágenes universal

(UIQI's), el índice de calidad no referenciada (QNR) y la síntesis adimensional de error relativo global (ERGAS) (Kang et al, 2014). En el tema de la evaluación también se hace uso de redes neuronales artificiales y sistemas expertos que aprenden lo que se define como una imagen de buena calidad, lo que constituye la base para hacer la evaluación (Li et al, 2017).

2.4. Aplicaciones de la fusión de imágenes

2.4.1. Pansharpening

El *pansharpening* en la comunidad que se dedica a la percepción remota se entiende como la acción necesaria para mezclar la información de una imagen de baja resolución espacial pero alta resolución espectral con una banda multiespectral pancromática de alta resolución espacial. La banda pancromática (450 nm - 750 nm) captura todo el rango espectral visible por el ojo humano; sin embargo esta imagen está en escala de grises, porque lo que realmente captura el sensor es la intensidad con la que el flujo radiante en ésta banda excita al sistema sensor; por ello, el *pansharpening* es también la acción de dotar de color a la banda pancromática. Para realizar el *pansharpening* no hay un solo método, es más, actualmente se cuenta con un amplio abanico de posibilidades.

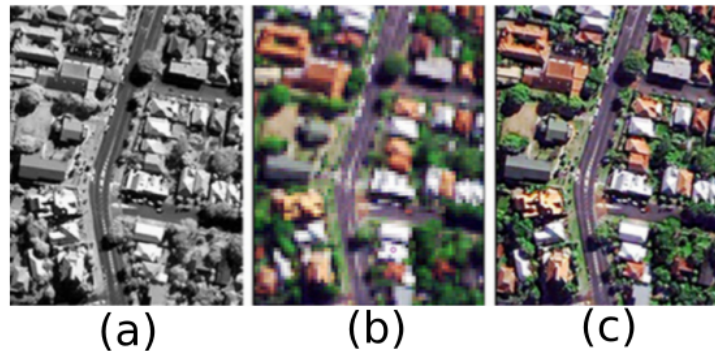


Figura 2.10: Este es un ejemplo del concepto de *pansharpening*. a) Banda pan-cromática de alta resolución, b) Bandas multiespectrales de baja resolución, c) Resultado de fusionar por *pansharpening* la imagen a) y b). Nota. Recuperado de Fusión / Pan Sharpening. (2016) [Gráfico]. Consultado el 6 de noviembre del 2018, Oriondata-Internacional - Servicios GeoSatelitales & Venta de Imágenes de Satélite: <http://www.oriondata-i.com/home/index.php/fusion-pan-sharpening/9-fusion-pan-sharpening>

2.4.2. Índices en percepción remota

Desde el principio del uso de los sensores multiespectrales se empezó a hacer combinaciones aritméticas entre las bandas espectrales para formar lo que se conoce como “índices”, por ejemplo el NDVI (*Normalized Differential Vegetation Index*) famoso por su capacidad para identificar vegetación en buen estado de salud, el NDSI (*Normalized Differential Snow Index*) por ser un factor de reconocimiento de cubierta de nieve y el NDWI (*Normalized Differential Water Index*) que remarca la existencia de cuerpos de agua. Existen además índices para reconocer ceniza volcánica, fuego, zona urbana, etc. Estos índices son útiles para estimar la probabilidad de que un cierto píxel represente a un cierto sustrato en tierra. Los índices son modelados teóricamente gracias al conocimiento de las interacciones de la luz con la materia, el metabolismo de la materia orgánica y las

reacciones químicas de los elementos polucionantes en la atmósfera, todo esto relacionándolo con la radiancia espectral de las bandas multispectrales de cada sensor (Gómez, 2014). Relativamente nuevo es el Floating Algae Index (FAI) que sirve para detectar algas en los océanos y cuya ventaja como índice radica en ser menos sensible los efectos de la transferencia radiativa a través de la atmósfera. (Hu, 2009). En la Figura 2.11 se muestra un ejemplo de imagen NDVI.

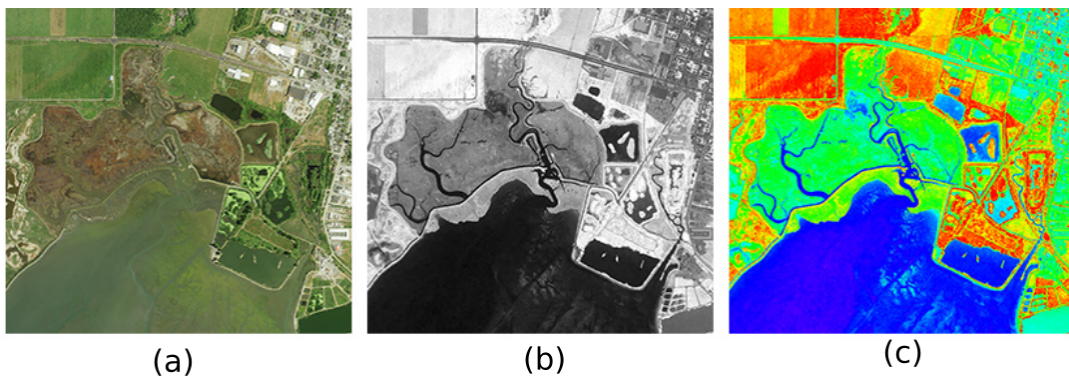


Figura 2.11: a) Imagen original, b) Calculo del NDVI de la imagen (a), c) Falso color del resultado (b). Nota. Recuperado de NDVI. (2015). Spectral Enhancements. Consultado el 11 de octubre del 2018 en http://gsp.humboldt.edu/olm_2015/Courses/GSP_216_Online/lesson5-1/spectral.html

Capítulo 3

Desarrollo y Metodología

En este capítulo se presentarán los métodos utilizados para la elaboración de éste trabajo.

3.1. Degradación de las imágenes OLI

Teniendo en cuenta la hipótesis, se elaboró un método de degradación que promedia los pixeles de una imagen OLI que empalman bajo el área cubierta por un solo píxel MODIS con el propósito de producir a partir de una imagen OLI una versión sintética de una imagen MODIS. En la Figura 3.1 se muestra el efecto de degradar una imagen OLI de 8x8 pixeles para ejemplificar la idea y en la Figura 3.2 se presenta un ejemplo de la degradación por promediado para una escena correspondiente a Las Guacamayas, Michoacán.

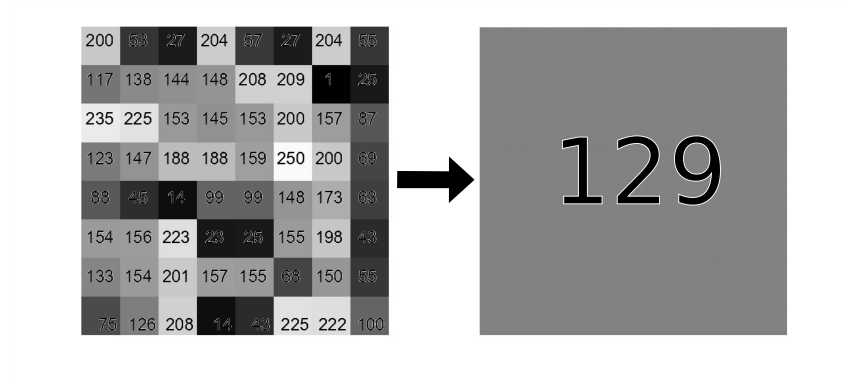


Figura 3.1: Representación de una imagen OLI, cuyos valores son promediados para producir un píxel MODIS. En este caso la resolución espacial de los píxeles OLI es de 30 m mientras que la resolución espacial del píxel MODIS es de 250 m.

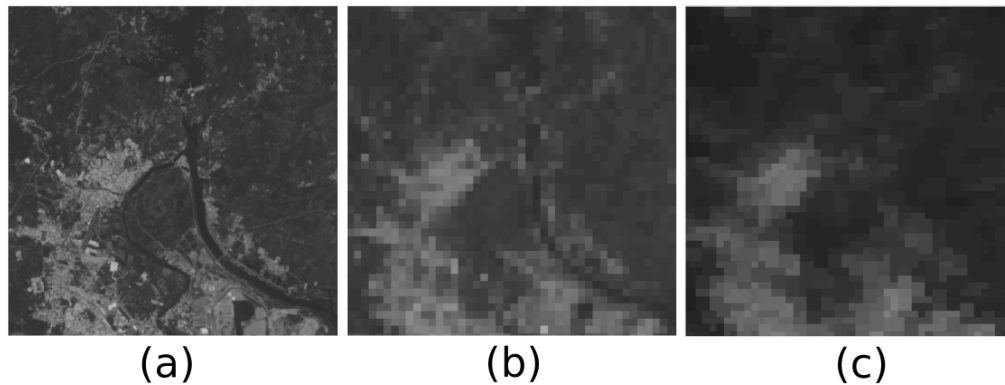


Figura 3.2: Ejemplo de la degradación de una imagen OLI por promediado. en a) una imagen de la banda 4 del sensor OLI con resolución espacial de 30 m y en b) la imagen anterior después de haber sido degradada por promediado, simulando una resolución de 250 m, c) la imagen MODIS correspondiente a la misma escena.

3.2. Algoritmo de contrastado

Se desarrolló un código en Matlab para aumentar el contraste de las imágenes; para fines de mejorar la visualización de las imágenes OLI y MODIS. La motivación radicó en que el uso de la ecualización tradicional de una imagen distorsiona las relaciones de contraste entre los píxeles de las imágenes y las imágenes presentaron una tonalidad muy oscura. El algoritmo expande linealmente el histograma de frecuencias de la imagen para que ocupe el máximo disponible en el espacio del tipo de dato utilizado (*uint16*); de modo que, efectivamente se logró aumentar el contraste de las imágenes al mismo tiempo que respetó las distancias relativas entre sus clases espectrales. El algoritmo utilizado para el contrastado de las imágenes es el que se muestra a continuación.

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_i^N x_i \quad (2)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_i^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (3)$$

$$x_- = \bar{x} - \sigma \quad (4)$$

$$x_+ = \bar{x} + \sigma \quad (5)$$

$$Rango_normal = x_+ - x_- \quad (6)$$

$$\alpha = \frac{2^{16} - 1}{Rango_normal} \quad (7)$$

$$x' = \alpha \cdot (x - x_-) \quad (8)$$

donde \bar{x} es el valor promedio de los pixeles de la imagen, σ es la desviación estándar de la imagen, el valor de $2^{16} - 1$ se tomo así por que es la capacidad del tipo de dato *uint16* y *Rango_normal* se refiere al intervalo de valores típicos de la imagen.

3.3. Preparación de las muestras

En esta sección se describen los pasos seguidos para la elaboración de las muestras OLI_{t1} y OLI_{t2} utilizadas en esta investigación.

1. Se adquieren las imágenes de los sensores OLI nivel L2 y MODIS nivel L2 en el sitio web <https://earthexplorer.usgs.gov/>. Para MODIS buscar los productos MOD09GA y MOD09QG y para OLI los productos Landsat 8 OLI/TIRS C1 Level-2.
2. Se usa el programa SeaDas para encontrar una subregión rectangular en las imágenes OLI_{t1} y OLI_{t2} que este libre de nubes y se tomó nota de las coordenadas de la esquina superior izquierda y la esquina inferior derecha de dicha subregión.
3. Se convierten las coordenadas obtenidas en el paso anterior a dos formatos; ($MAP-X$, $MAP-Y$) y a grados decimales, esto haciendo uso del programa cs3cs.
4. Se extrae dicha subregión haciendo uso del programa *gdalwarp*. En este paso se usan las coodenadas en formato ($MAP-X$, $MAP-Y$).
5. Se usa el programa Modis Reprojection Tool (MRT) para extraer la subregión de las imágenes MODIS. Se tuvo cuidado de configurar adecuadamen-

te los parámetros del MRT. Éstos son las coordenadas en formato de grados decimales, la ubicación de los archivos *geotiff* de salida, el tipo de proyección UTM y la zona. Ésta última se obtiene a partir de las imágenes OLI, haciendo uso del programa *gdalinfo*. Para la interpolación se uso bicubica.

6. En Matlab se cargan todas las imágenes y se organizan en objetos *struct* como: m1 para las bandas de la imagen $MODIS_{t1}$, m2 para las bandas de la imagen $MODIS_{t2}$, o1 para las bandas de la imagen OLI_{t1} y o2 para las bandas de la imagen OLI_{t2} .
7. Como se detectó un desfaseamiento de posición entre las imágenes OLI y MODIS, se desarrolló un código de Matlab que busca por fuerza bruta el desfase de posición que tienen éstas imágenes. Luego por medio de un desplazamiento se corrige el desfase.

3.4. Algoritmo propuesto

El algoritmo para generar la “predicción” de imágenes OLI_{t2} se describe a continuación:

1. Se obtiene la imágenes OLI_{t1} , OLI_{t2} , $MODIS_{t1}$ y $MODIS_{t2}$.
2. Se calcula la matriz de diferencias temporales $\Delta T = MODIS_{t2} - MODIS_{t1}$.
3. Se calcula $OLI_{TEMP} = OLI_{t1} + \Delta T$
4. Se construye la pirámide gaussiana de OLI_{t1} y de OLI_{TEMP}
 $OLI_{t1} \mapsto OLI_{t1-L1}, OLI_{t1-L2}, OLI_{t1-L3}$
 $OLI_{TEMP} \mapsto OLI_{TEMP-L1}, OLI_{TEMP-L2} \text{ y } OLI_{TEMP-L3}$

Cada imagen etiquetada con $L1$, $L2$ y $L3$ corresponde a cada nivel de degradación.

5. Se construye la pirámide laplaciana de OLI_{t1} y de OLI_{TEMP}

$$OLI_{t1-hf1} = OLI_{t1} - OLI_{t1-L1}$$

$$OLI_{t1-hf2} = OLI_{t1-L1} - OLI_{t1-L2}$$

$$OLI_{t1-hf3} = OLI_{t1-L2} - OLI_{t1-L3}$$

$$OLI_{t1-L3} = OLI_{t1-L3}$$

$$OLI_{TEMP-hf1} = OLI_{TEMP} - OLI_{TEMP-L1}$$

$$OLI_{TEMP-hf2} = OLI_{TEMP-L1} - OLI_{TEMP-L2}$$

$$OLI_{TEMP-hf3} = OLI_{TEMP-L2} - OLI_{TEMP-L3}$$

$$OLI_{TEMP-L3} = OLI_{TEMP-L3}$$

La etiqueta hf se refiere a los componentes de alta frecuencia.

6. Promediamos cada nivel excepto el más alto

$$OLI_{t1-hf1} = OLI_{t1-hf1}$$

$$OLI_{fusion-hf2} = (OLI_{t1-hf2} + OLI_{TEMP-hf2}) / 2$$

$$OLI_{fusion-hf3} = (OLI_{t1-hf3} + OLI_{TEMP-hf3}) / 2$$

$$OLI_{fusion-L3} = (OLI_{t1-L3} + OLI_{TEMP-L3}) / 2$$

7. Se reconstruye la imagen con multiresolución

$$OLI_{R1} = OLI_{fusion-hf3} + OLI_{fusion-L3}$$

$$OLI_{R2} = OLI_{fusion-hf2} + OLI_{R1}$$

$$OLI_{R3} = OLI_{t1-hf1} + OLI_{R2}$$

Las etiquetas $R1$, $R2$ y $R3$ son los resultados de ir combinando los niveles de la pirámide laplaciana.

8. $OLI_{PRE} = OLI_{R3}$

OLI_{PRE} es la “predicción” calculada por el algoritmo propuesto de la imagen OLI para la fecha $t2$.

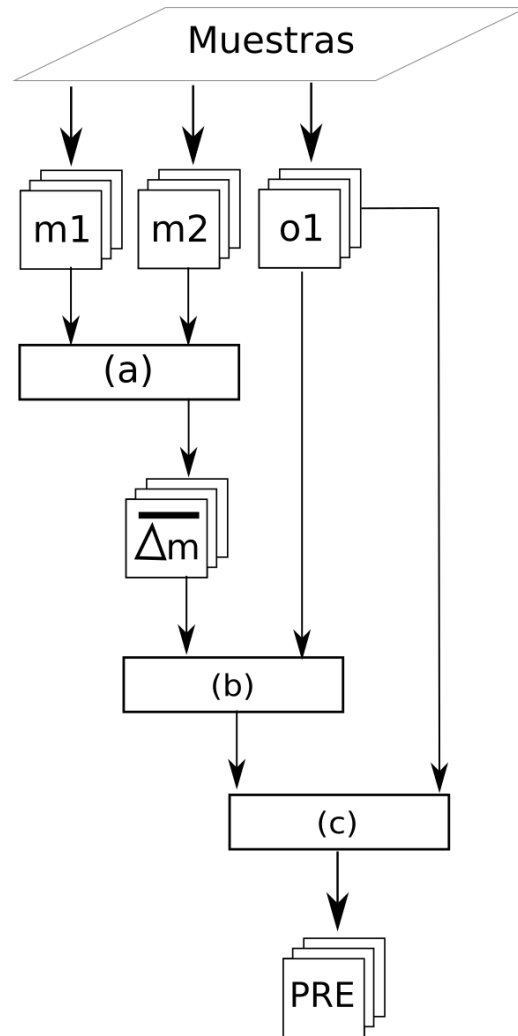


Figura 3.3: Diagrama en el que se muestran los procesos que son realizados en el algoritmo propuesto. a) Se calcula la matriz de diferencias temporales entre las imágenes $MODIS_{t2}$ y $MODIS_{t1}$, b) Se agrega la matriz de diferencias temporales a la imagen OLI_{t1} y c) Se utiliza la técnica de pirámides para fusionar la imagen obtenida en (b) con la imagen OLI_{t1} .

Capítulo 4

Discusión y Resultados

En ésta sección se muestran los resultados obtenidos de la aplicación del algoritmo propuesto en ocho muestras elegidas cuidadosamente para evitar la aparición de nubes u otro tipo de defectos. Las muestras utilizadas en estos experimentos corresponden a regiones del territorio mexicano que fueron elegidas en función de su tipo de cubierta terrestre; esto para poder valorar la robustez del algoritmo propuesto sobre diversos tipos de texturas. Las regiones elegidas se muestran en la tabla 4.1. Se presentan las evaluaciones hechas con varias métricas de similitud, las cuales comparan el resultado obtenido por el algoritmo propuesto contra su respectiva referencia (la imagen OLI_2 en cada caso). Los resultados se han acomodado en tablas para hacer un mejor análisis de los mismos. También se presentan los resultados visuales del algoritmo propuesto, gráficos de dispersión y los resultados visuales obtenidos con el programa *STARFM*.

Tabla 4.1: Información respecto a las muestras utilizadas.

Ubicación	Fecha	Fecha	Fecha	Fecha
Latitud	MODIS t1	OLI t1	MODIS t2	OLI t2
Longitud				
Chetumal				
18°34'09"	23/01/2017	22/01/2017	10/01/2018	09/01/2018
88°20'07"				
Chihuahua				
29°49'56"	10/04/2018	28/05/2018	10/04/2018	28/05/2018
106°09'30"				
Jalpa				
21°37'28"	06/04/2018	05/04/2018	22/05/2018	23/05/2018
102°58'24"				
La Horqueta				
17°23'23"	14/03/2018	13/03/2018	29/04/2018	30/04/2018
94°02'57"				
Los Mochis				
25°48'20"	17/04/2018	19/05/2018	17/04/2018	19/05/2018
109°09'23"				
Tamaulipas				
23°21'10"	10/01/2018	31/03/2018	10/01/2018	31/03/2018
98°26'40"				
Trincheras				
18°18'16"	22/04/2018	24/05/2018	22/04/2018	24/05/2018
99°19'05"				
Ciudad de México y Zona Metropolitana Oriente				
19°16'00"	27/02/2018	31/03/2018	27/02/2018	31/03/2018
98°55'00"				

4.1. Evaluación por medio de métricas

Los métodos de comparación de imágenes utilizados fueron: el Coeficiente de Correlación (CC), cuyo valor cuando es 1 indica que la similaridad entre la “predicción” y la referencia es perfecta; *Root Mean Square Error* (RMSE), cuyo valor es mejor entre más cercano a cero sea; *Sample Angle Mapper* (SAM), que es mejor entre más cercano a cero sea su valor; *Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse* (ERGAS), que también es mejor si su valor tiende a cero y el *Universal Image Quality Index* (UIQI), cuyo valor denota más similaridad entre las imágenes si éste se acerca a uno.

4.1.1. Comparación entre OLI_{t1} y OLI_{t2}

En la tabla 4.3 se han colocado los resultados obtenidos de la evaluación de similaridad entre las imágenes OLI_{t1} y OLI_{t2} . Las métricas indican qué tanto dos imágenes que corresponden al mismo lugar pero con diferente fecha son similares. Se hace esto para poder definir un valor base mínimo esperado en los resultados del algoritmo propuesto; esto porque, cada imagen OLI, en cada fecha es una instancia del mismo objeto salvo las variaciones en la cubierta terrestre sufridas en el lapso de tiempo Δt ($t2 - t1$) (citado en Radke, 2005). Por lo tanto, se consideró que las predicciones generadas a partir de la instancia OLI_{t1} , deben ser, por lo menos, tan similares como lo son OLI_{t1} y OLI_{t2} .

Tabla 4.3: Comparación de la imagen OLI_{t1} vs la imagen OLI_{t2}

	CC	RMSE	SAM	ERGAS	UIQI
Chetumal	0.74	0.69	0.03	0.03	0.61
Chihuahua	0.94	0.10	0.01	0.00	0.80
Jalpa	0.95	0.14	0.01	0.01	0.85
La horqueta	0.82	0.14	0.01	0.01	0.58
Los Mochis	0.60	0.53	0.04	0.03	0.42
Tamaulipas	0.93	0.14	0.01	0.01	0.74
Trincheras	0.99	0.11	0.00	0.01	0.94
Zona Oriente	0.92	0.10	0.02	0.00	0.79

4.1.2. Optimización en el método de pirámides

En la técnica de pirámides se puede variar el kernel gaussiano por medio de un parámetro a ; en la literatura se recomienda tomar un valor de a entre 0.3 y 0.6 (cs.utah.edu, 2002); sin embargo, se exploró la variación de a para valores desde 0-05 hasta 0.9. En la tabla 4.4 se muestran varios resultados del CC al variar a desde 0.05 hasta 0.9. Según la tabla 4.4 se sugiere que el parámetro a óptimo para el algoritmo propuesto es 0.3.

4.1.3. Resultados del algoritmo propuesto

En la tabla 4.5 se muestran los resultados de la comparación entre las predicciones hechas haciendo uso del algoritmo propuesto y la imagen OLI_{t2} (Referencia). Se aprecia al comparar la tabla 4.3 y la tabla 4.5 que en la mayoría de los casos los valores del CC aumentaron, lo que es normal porque la predicción tiene que parecerse a la OLI_{t2} ; también se ve que los valores de la columna RMSE aumentaron, lo que es contrario a lo esperado si la similaridad aumenta, ya que, como se mencionó en la sección 4.1 el RMSE tiende a cero si las imágenes en

Tabla 4.4: Variación del parámetro a en el uso de la técnica de pirámides

a	0.05	0.3	0.6	0.9
Chetumal	0.82	0.86	0.86	0.83
Chihuahua	0.92	0.95	0.94	0.92
Jalpa	0.84	0.93	0.91	0.86
La Horqueta	0.59	0.69	0.67	0.62
Los Mochis	0.64	0.68	0.67	0.65
Tamaulipas	0.88	0.93	0.92	0.89
Trincheras	0.95	0.98	0.98	0.96
Zona Oriente	0.90	0.94	0.93	0.90

Resultados obtenidos tras variar el parámetro a en el método de pirámides. Como se aprecia, el parámetro que optimizó el resultado de la fusión fue el correspondiente a $a = 0.3$.

comparación son más similares. El valor del SAM y del ERGAS aumentaron con respecto a los resultados de la tabla 4.3; sin embargo estos valores deberían tender a cero si las imágenes han aumentado su similaridad. Esto hace suponer que estos métodos no están funcionando como buenos indicadores en la evaluación de nuestros resultados. En el caso del UIQI dos imágenes son más similares si el valor arrojado por éste método al evaluar dos imágenes tiende a 1; pero en este caso el UIQI disminuye, lo que sugiere que es un mal indicador para evaluar nuestros resultados. Recordando que nuestra hipótesis dice que los dos sensores “capturan la misma escena pero en diferente resolución”; se afirma que los resultados del algoritmo propuesto tienen que producir una imagen predicción en fecha t_2 más parecida a la referencia que lo mostrado en la tabla 4.3; y como, no puede ser cierto lo que afirman la tabla 4.3 y las columnas RMSE, SAM, ERGAS y UIQI de la tabla 4.5 al mismo tiempo se concluye que las métricas de similaridad RMSE, SAM, ERGAS y UIQI no son adecuadas para la valoración de los resultados

Tabla 4.5: Piramidal (parámetro $a = 0,3$) vs Referencia

	CC	RMSE	SAM	ERGAS	UIQI
Chetumal	0.86	7.67	0.05	0.53	0.54
Chihuahua	0.95	2.94	0.02	0.19	0.73
Jalpa	0.93	7.07	0.02	0.49	0.73
La Horqueta	0.69	4.18	0.03	0.29	0.58
Los Mochis	0.68	5.21	0.05	0.35	0.47
Tamaulipas	0.93	3.13	0.02	0.22	0.66
Trincheras	0.98	4.99	0.02	0.33	0.81
Zona Oriente	0.94	2.34	0.03	0.15	0.73

Tabla 4.6: STARFM vs Referencia

	CC	RMSE	SAM	ERGAS	UIQI
Chetumal	0.88	0.50	0.32	0.10	0.58
Chihuahua	0.95	0.11	0.11	0.02	0.77
Jalpa	0.80	0.46	0.26	0.09	0.77
La Horqueta	0.57	0.20	0.38	0.05	0.46
Los Mochis	0.69	0.50	0.37	0.08	0.41
Tamaulipas	0.94	0.14	0.14	0.03	0.67
Trincheras	0.99	0.10	0.04	0.01	0.93
Zona Oriente	0.92	0.09	0.14	0.01	0.75

producidos por éste algoritmo.

4.1.4. Resultados de STARFM

Se uso el programa STARFM para examinar los resultados que produce en nuestras muestras; así como, para poder comparar contra los resultados logrados por el algoritmo propuesto. Dichos resultados se presentan en la tabla 4.6; si comparamos ésta última con la tabla 4.5 vemos que ambos resultados son muy similares en la columna CC.

4.2. Resultados visuales

En adelante se mostrarán los resultados visuales obtenidos por el algoritmo propuesto y por STARFM, las imágenes OLI_{t1} y OLI_{t2} , así como, los gráficos de dispersión que comparan las predicciones y sus respectivas referencias. El orden de las imágenes es el siguiente: a) la imagen OLI en fecha t1, b) la imagen OLI en fecha t2, c) la predicción para la fecha t2 calculada con el algoritmo propuesto, d) la predicción para la fecha t2 calculada por el programa STARFM, e) el gráfico de dispersión que compara la predicción calculada por el algoritmo propuesto contra la referencia, f) el gráfico de dispersión que compara la predicción calculada por el programa STARFM contra la referencia. Se hará una evaluación visual de los resultados, así como, observaciones y comentarios en cada caso.

4.2.1. Análisis de la muestra de Chetumal

En esta sección se presentan el análisis y observaciones del resultado para la muestra de Chetumal y en la Figura 4.1 se muestran los resultados visuales obtenidos.

- Se puede observar al comparar la Figura 4.1-a y la Figura 4.1-b en la coordenada $(1, \sim 6.5)$ un objeto rectangular blanco en la fecha t2 que no aparece en la predicción hecha con el algoritmo propuesto (Figura 4.1-c); sin embargo tampoco aparece en el resultado de STARFM (Figura 4.1-d).
- Se observa una ausencia similar a la anterior en la coordenada $(\sim 4.8, \sim 5.4)$

- En la coordenada ($\sim 7.5, 3$) de la Figura 4.1-b se observa que la variación del color de la vegetación se atenuó tras el lapso de tiempo Δt ; este efecto sí se observa en la predicción hecha con el algoritmo propuesto.
- En la predicción hecha con el algoritmo (Figura 4.1-c) se observan 15 manchas de sobre exposición, por ejemplo la ubicada en la coordenada (3,7).
- En la Figura 4.1-c se observan por lo menos 5 manchas de decoloración, por ejemplo la ubicada en la coordenada (4,6).
- El tono de color en el agua del mar no coincide con el color de la referencia (Figura 4.1-d).
- Las nubes no fueron removidas por el algoritmo propuesto.
- El resultado obtenido por STARFM es una imagen sin nitidez y parece como si su rango dinámico fuera menor al de las imágenes OLI; el resultado obtenido con el algoritmo propuesto no sufre de este efecto.
- La predicción calculada por STARFM (Figura 4.1-d) presenta un brillo muy elevado.
- Los dos gráficos de dispersión e) y f) que corresponden a la comparación de la referencia contra la predicción hecha con el algoritmo propuesto y STARFM respectivamente son muy similares.

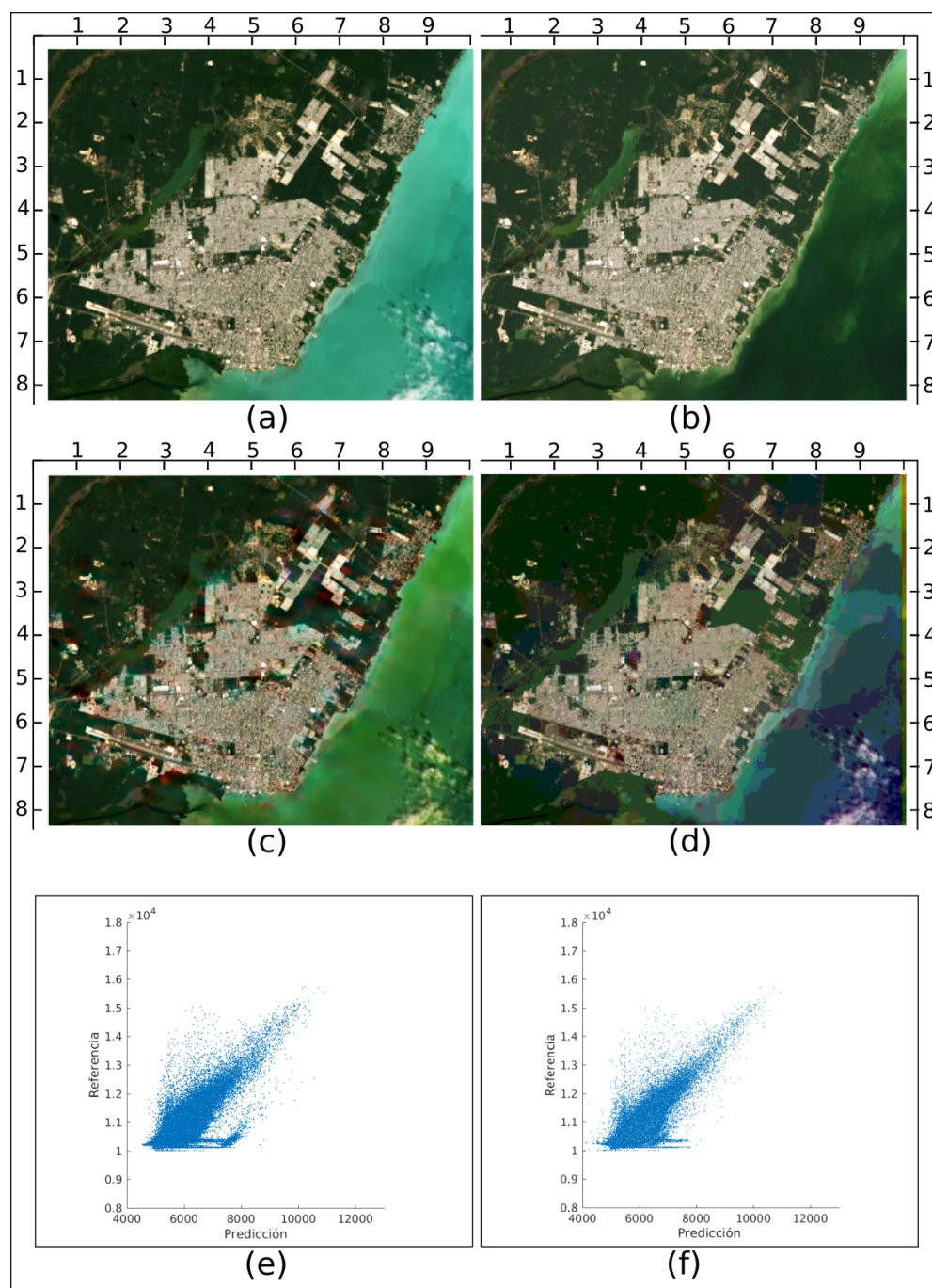


Figura 4.1: Resultados de la imagen de Chetumal. a) Imagen OLI en fecha t_1 , b) Imagen OLI en fecha t_2 (Referencia), c) Predicción OLI usando el método de pirámides, d) Predicción OLI usando el programa STARFM, e) Diagrama de dispersión donde se compara la predicción obtenida con el algoritmo propuesto contra su referencia y f) Diagrama de dispersión donde se compara la predicción obtenida con el programa STARFM contra su referencia.

4.2.2. Análisis de la muestra de Chihuahua

En esta sección se presentan el análisis y observaciones del resultado para la muestra de Chihuahua y en la Figura 4.2 se muestran los resultados visuales obtenidos.

- Se puede observar al comparar la Figura 4.2-a y la Figura 4.2-b en la coordenada $(1, \sim 6,8)$ un terreno circular que aparece en la imagen OLI_{t1} ; pero que desaparece en la OLI_{t2} sigue apareciendo en la predicción hecha con el algoritmo propuesto (Figura 4.2-c); tampoco desaparece en el resultado de STARFM (Figura 4.2-d).
- En la coordenada $(5, \sim 1.3)$ se observa un cambio en el color de un terreno, volviéndose éste mas rojizo; sin embargo el algoritmo propuesto no lo resuelve; se observa la misma situación en el resultado obtenido con STARFM.
- En la coordenada $(\sim 3.5, \sim 1.5)$ de la Figura 4.2-b se observa una atenuación de la superficie del terreno tras el lapso de tiempo Δt ; este efecto sí se observa en la predicción hecha con el algoritmo propuesto.
- El resultado obtenido por STARFM es una imagen sin nitidez y parece como si su rango dinámico fuera menor al de las imágenes OLI; el resultado obtenido con el algoritmo propuesto no sufre de este efecto.
- La predicción calculada por STARFM (Figura 4.2-d) presenta un brillo muy elevado.
- Los dos gráficos de dispersión e) y f) que corresponden a la comparación de la referencia contra la predicción hecha con el algoritmo propuesto y STARFM respectivamente son muy similares.

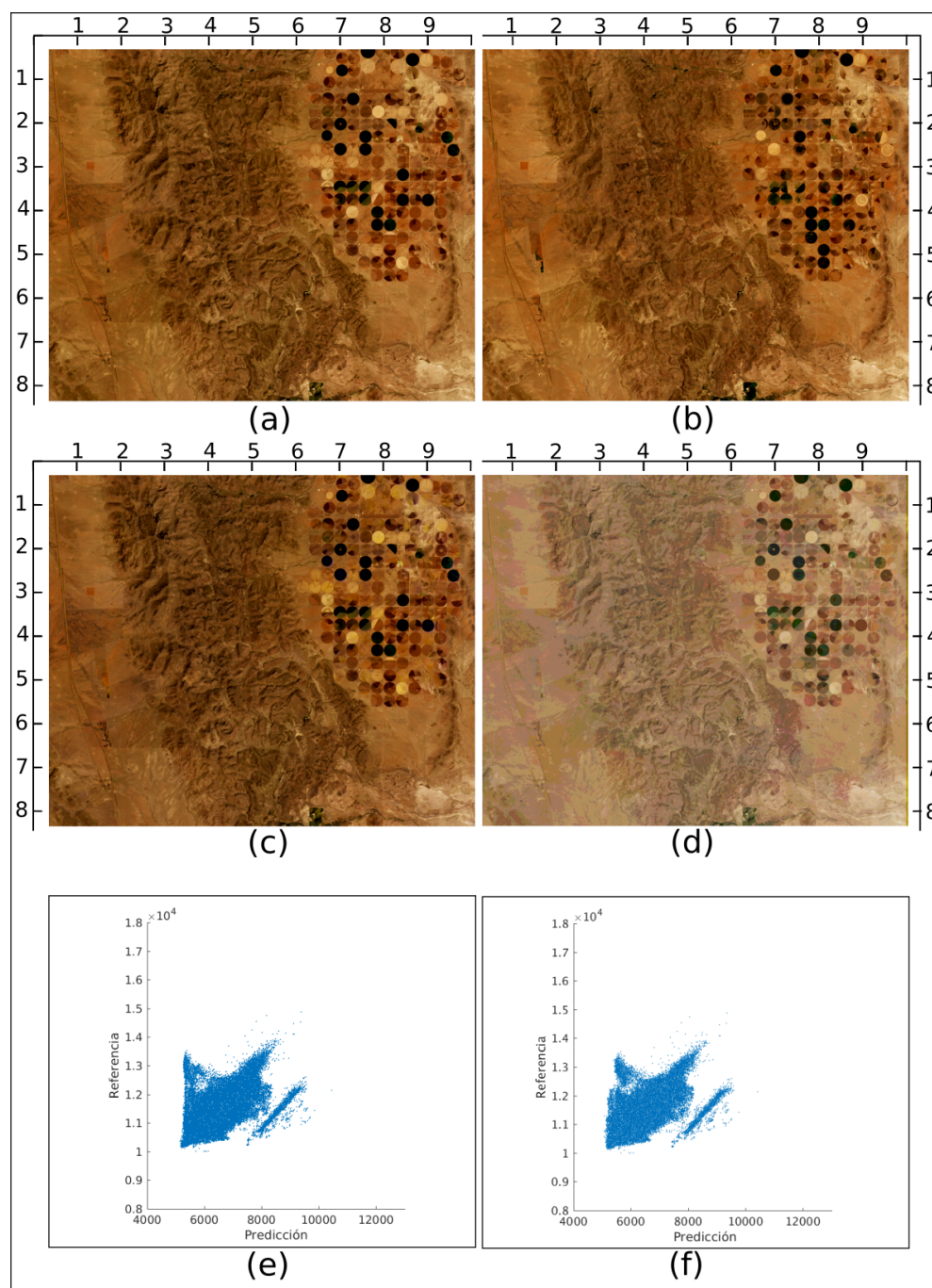


Figura 4.2: Resultados de la imagen de Chihuahua. a) Imagen OLI en fecha t_1 , b) Imagen OLI en fecha t_2 (Referencia), c) Predicción OLI usando el método de pirámides, d) Predicción OLI usando el programa STARFM, e) Diagrama de dispersión donde se compara la predicción obtenida con el algoritmo propuesto contra su referencia y f) Diagrama de dispersión donde se compara la predicción obtenida con el programa STARFM contra su referencia.

4.2.3. Análisis de la muestra de Jalpa

En esta sección se presentan el análisis y observaciones del resultado para la muestra de Jalpa y en la Figura 4.3 se muestran los resultados visuales obtenidos.

- Se puede observar al comparar la Figura 4.3-a y la Figura 4.3-b en la coordenada $(4, \sim 4.5)$ una línea rojiza en la OLI_{t2} que no aparece en la predicción hecha con el algoritmo propuesto (Figura 4.3-c); sin embargo tampoco aparece en el resultado de STARFM (Figura 4.3-d).
- En la coordenada $(5, 7)$ de la Figura 4.3-b se observa que se oscureció el color del terreno circundante tras el lapso de tiempo Δt ; este efecto sí se observa en la predicción hecha con el algoritmo.
- En la predicción hecha con el algoritmo (Figura 4.3-c) se observa una mancha de sobre exposición, esto en la ubicación $(\sim 3.3, \sim 5.8)$.
- En la Figura 4.3-c se observan manchas de decoloración, ubicadas alrededor de la coordenada $(\sim 3.3, \sim 5.8)$.
- El resultado obtenido por STARFM es una imagen sin nitidez y parece como si su rango dinámico fuera menor al de las imágenes OLI; el resultado obtenido con el algoritmo propuesto no sufre de este efecto.
- La predicción calculada por STARFM (Figura 4.3-d) presenta un brillo muy elevado.
- Los dos gráficos de dispersión e) y f) que corresponden a la comparación de la referencia contra la predicción hecha con el algoritmo propuesto y STARFM respectivamente son muy similares.

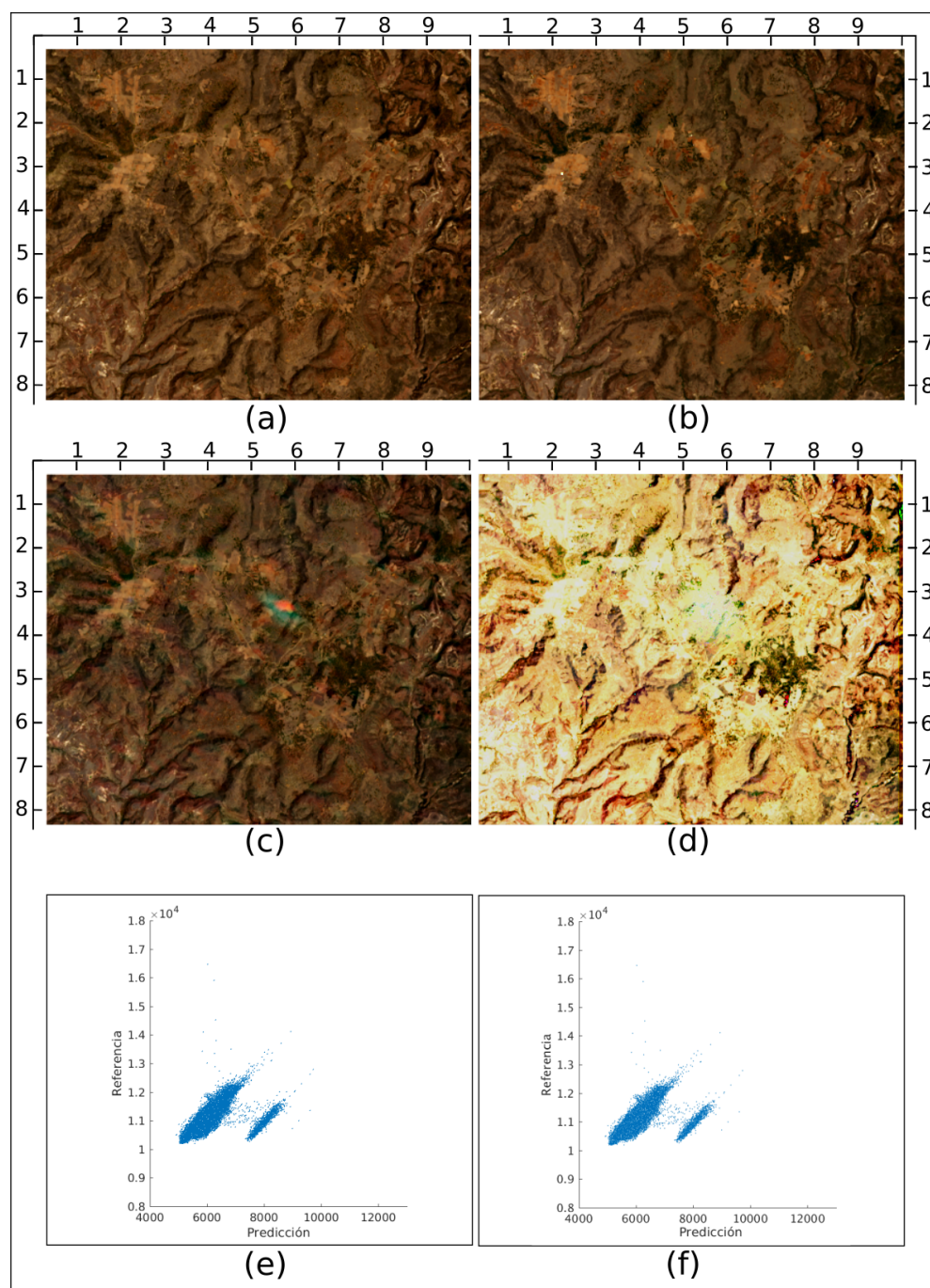


Figura 4.3: Resultados de la imagen de Jalpa. a) Imagen OLI en fecha t_1 , b) Imagen OLI en fecha t_2 (Referencia), c) Predicción OLI usando el método de pirámides, d) Predicción OLI usando el programa STARFM, e) Diagrama de dispersión donde se compara la predicción obtenida con el algoritmo propuesto contra su referencia y f) Diagrama de dispersión donde se compara la predicción obtenida con el programa STARFM contra su referencia.

4.2.4. Análisis de la muestra de La Horqueta

En esta sección se presentan el análisis y observaciones del resultado para la muestra de La Horqueta y en la Figura 4.4 se muestran los resultados visuales obtenidos.

- En general se notan grandes cambios en la imagen OLI_{t2} que no se definen bien en la predicción hecha con el algoritmo propuesto.
- En la predicción hecha con el algoritmo (Figura 4.4-c) se observa una franja de colores que cruza toda la imagen; esto es un artefacto que no sucede en la imagen OLI_{t2} . Este mismo problema lo presenta la predicción calculada con STARFM.
- La predicción calculada por STARFM (Figura 4.4-d) presenta un brillo muy elevado.
- Los dos gráficos de dispersión e) y f) que corresponden a la comparación de la referencia contra la predicción hecha con el algoritmo propuesto y STARFM respectivamente son muy similares.

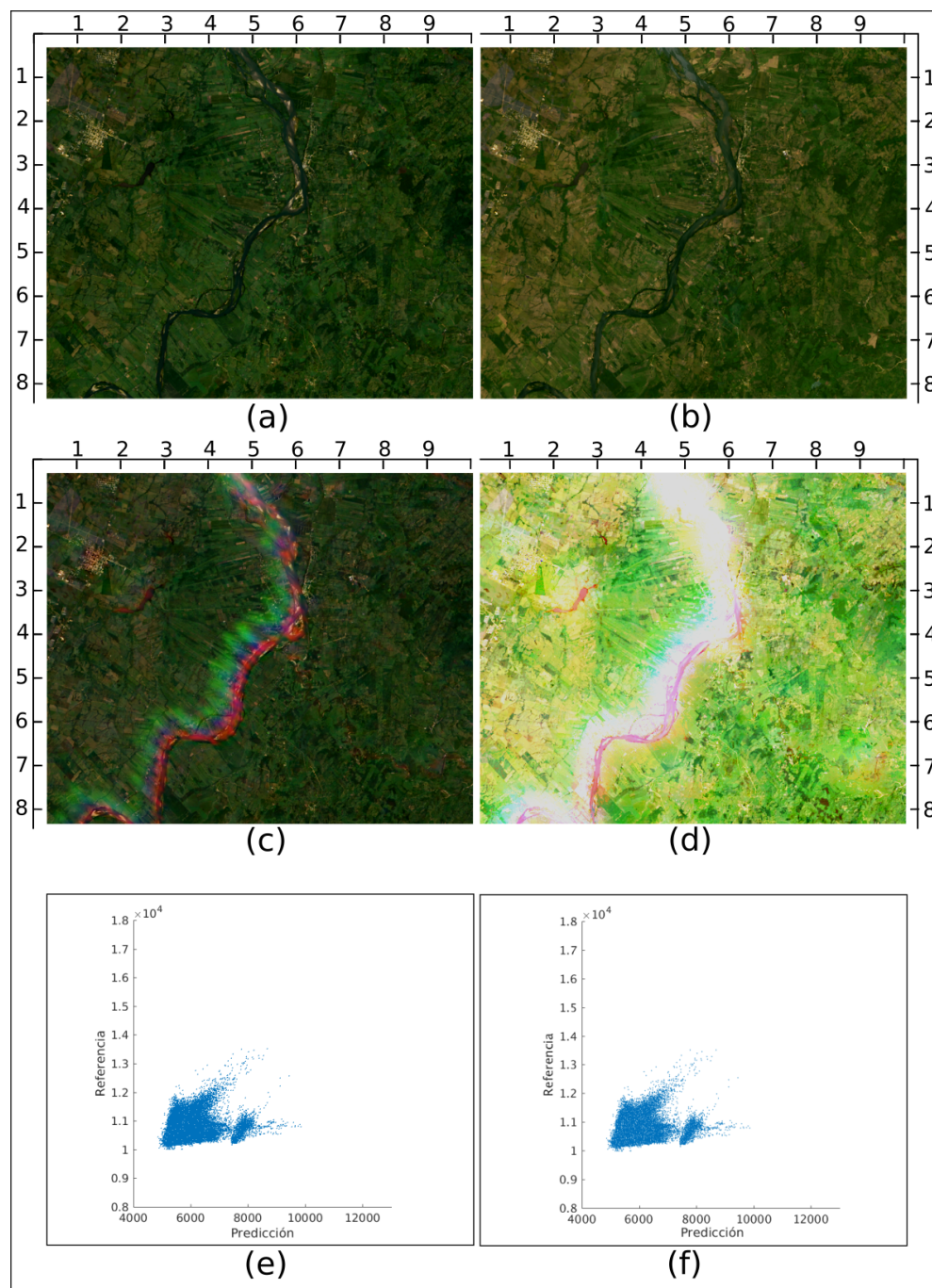


Figura 4.4: Resultados de la imagen de La Horqueta. a) Imagen OLI en fecha t_1 , b) Imagen OLI en fecha t_2 (Referencia), c) Predicción OLI usando el método de pirámides, d) Predicción OLI usando el programa STARFM, e) Diagrama de dispersión donde se compara la predicción obtenida con el algoritmo propuesto contra su referencia y f) Diagrama de dispersión donde se compara la predicción obtenida con el programa STARFM contra su referencia.

4.2.5. Análisis de la muestra de Los Mochis

En esta sección se presentan el análisis y observaciones del resultado para la muestra de Los Mochis y en la Figura 4.5 se muestran los resultados visuales obtenidos.

- Se puede observar al comparar la Figura 4.5-a y la Figura 4.5-b en la coordenada ($\sim 6.5, \sim 4.1$) un objeto rectangular blanco en la fecha t_1 que no aparece en t_2 y que persiste en la predicción hecha con el algoritmo propuesto (Figura 4.5-c); se observa el mismo efecto en la predicción hecha con STARFM.
- Se observa una desecación en la coordenada $(6, 1)$ que no se aprecia en el resultado obtenido con el algoritmo propuesto.
- Se notan múltiples cambios de coloración del terreno en la imagen OLI_2 que no se definen en la predicción hecha con el algoritmo propuesto.
- En la Figura 4.5-c se observan múltiples manchas de decoloración muy tenues, por ejemplo la ubicada en la coordenada $(3, 4)$
- El resultado obtenido por STARFM es una imagen sin nitidez y parece como si su rango dinámico fuera menor al de las imágenes OLI; el resultado obtenido con el algoritmo propuesto no sufre de este efecto.
- La predicción calculada por STARFM (Figura 4.5-d) presenta un brillo muy elevado.
- Los dos gráficos de dispersión e) y f) que corresponden a la comparación de la referencia contra la predicción hecha con el algoritmo propuesto y STARFM respectivamente son muy similares.

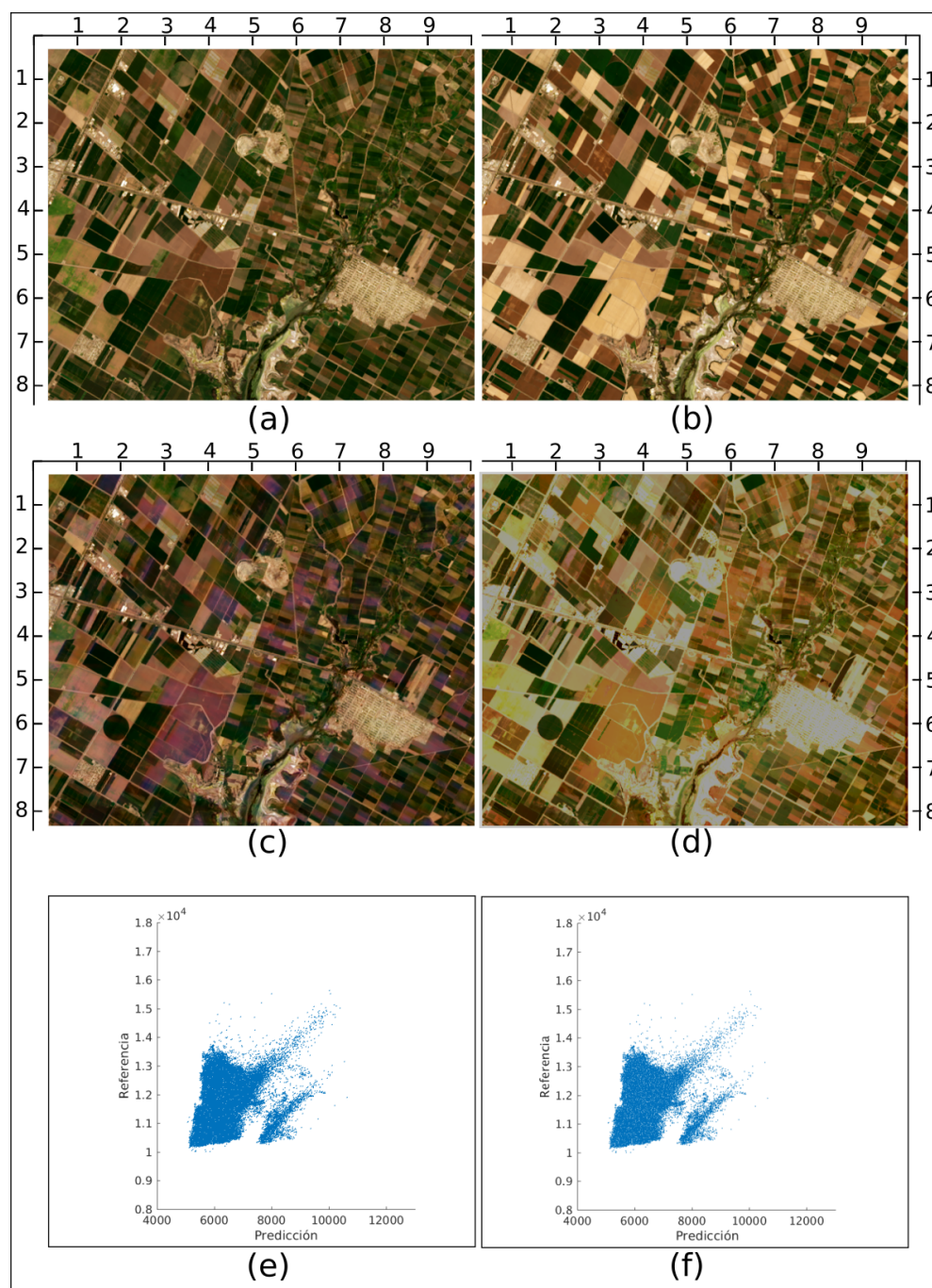


Figura 4.5: Resultados de la imagen de Los Mochis. a) Imagen OLI en fecha t_1 , b) Imagen OLI en fecha t_2 (Referencia), c) Predicción OLI usando el método de pirámides, d) Predicción OLI usando el programa STARFM, e) Diagrama de dispersión donde se compara la predicción obtenida con el algoritmo propuesto contra su referencia y f) Diagrama de dispersión donde se compara la predicción obtenida con el programa STARFM contra su referencia.

4.2.6. Análisis de la muestra de Tamaulipas

En esta sección se presentan el análisis y observaciones del resultado para la muestra de Tamaulipas y en la Figura 4.6 se muestran los resultados visuales obtenidos.

- Se puede observar al comparar la Figura 4.6-a y la Figura 4.6-b en la coordenada ($\sim 5.5, \sim 5.5$) una serie de regiones circulares que aparecen en la OLI_{t1} pero que desaparecen en la OLI_{t2} y que persisten en la predicción hecha con el algoritmo propuesto (Figura 4.6-c); en la predicción hecha con STARFM (Figura 4.6-d) sucede igual.
- En la coordenada ($\sim 4.8, 5$) de la Figura 4.6-b se observa una variación del color de la vegetación donde la cubierta terrestre parece haberse cubierto de vegetación tras el lapso de tiempo Δt ; este efecto se observa tenue en la predicción hecha con el algoritmo propuesto.
- La predicción calculada por STARFM (Figura 4.6-d) presenta un brillo muy elevado.
- Los dos gráficos de dispersión e) y f) que corresponden a la comparación de la referencia contra la predicción hecha con el algoritmo propuesto y STARFM respectivamente son muy similares.

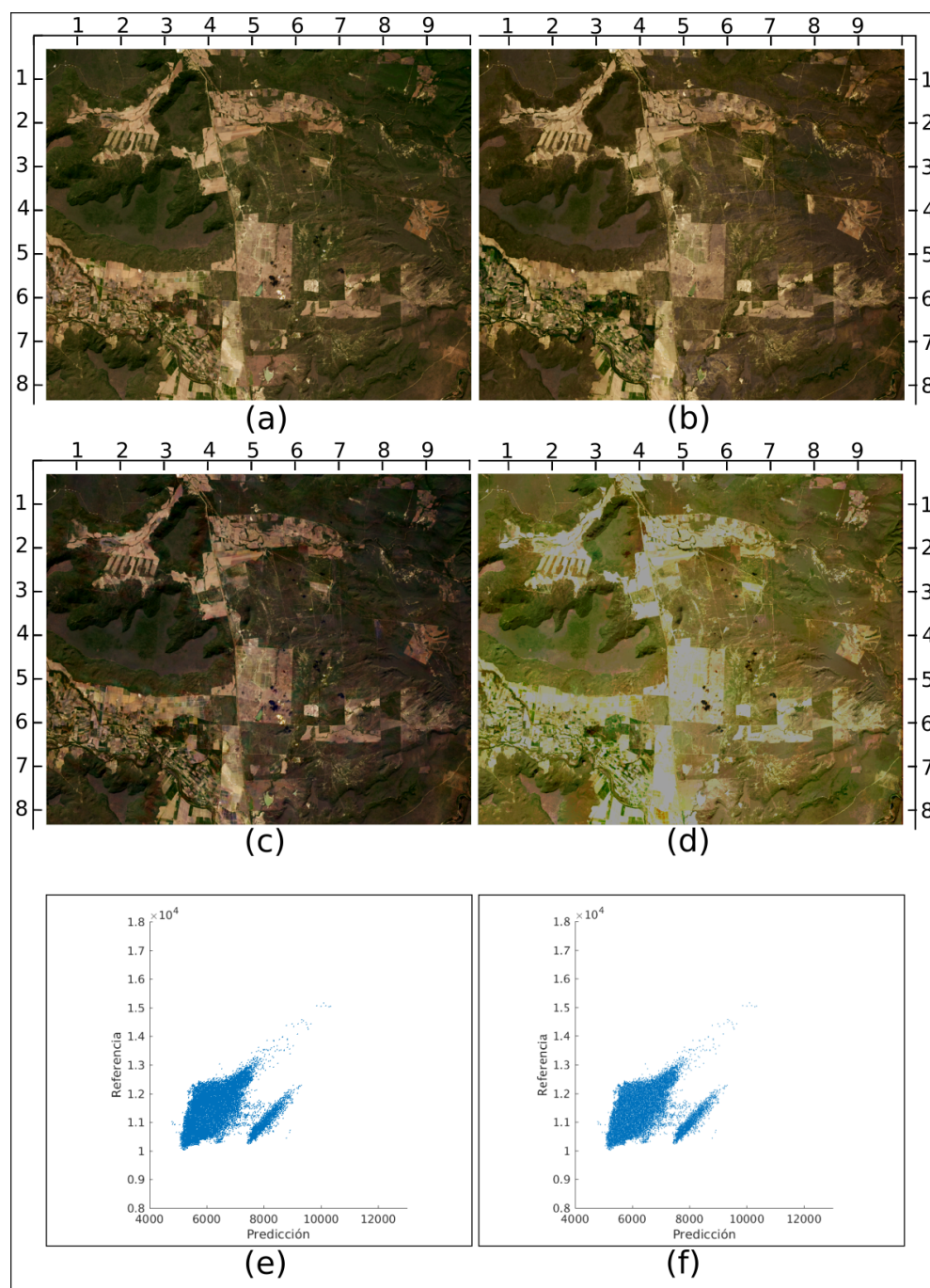


Figura 4.6: Resultados de la imagen de Tamaulipas. a) Imagen OLI en fecha t_1 , b) Imagen OLI en fecha t_2 (Referencia), c) Predicción OLI usando el método de pirámides, d) Predicción OLI usando el programa STARFM, e) Diagrama de dispersión donde se compara la predicción obtenida con el algoritmo propuesto contra su referencia y f) Diagrama de dispersión donde se compara la predicción obtenida con el programa STARFM contra su referencia.

4.2.7. Análisis de la muestra de Trincheras

En esta sección se presentan el análisis y observaciones del resultado para la muestra de Trincheras y en la Figura 4.7 se muestran los resultados visuales obtenidos.

- No se aprecia ningún cambio entre las imágenes OLI_{t1} y OLI_{t2} ; del mismo modo las predicciones hechas con el algoritmo propuesto y STARFM no muestran diferencias perceptibles a simple vista.
- La predicción calculada por STARFM (Figura 4.7-d) presenta un brillo muy elevado.
- Los dos gráficos de dispersión e) y f) que corresponden a la comparación de la referencia contra la predicción hecha con el algoritmo propuesto y STARFM respectivamente son muy similares.

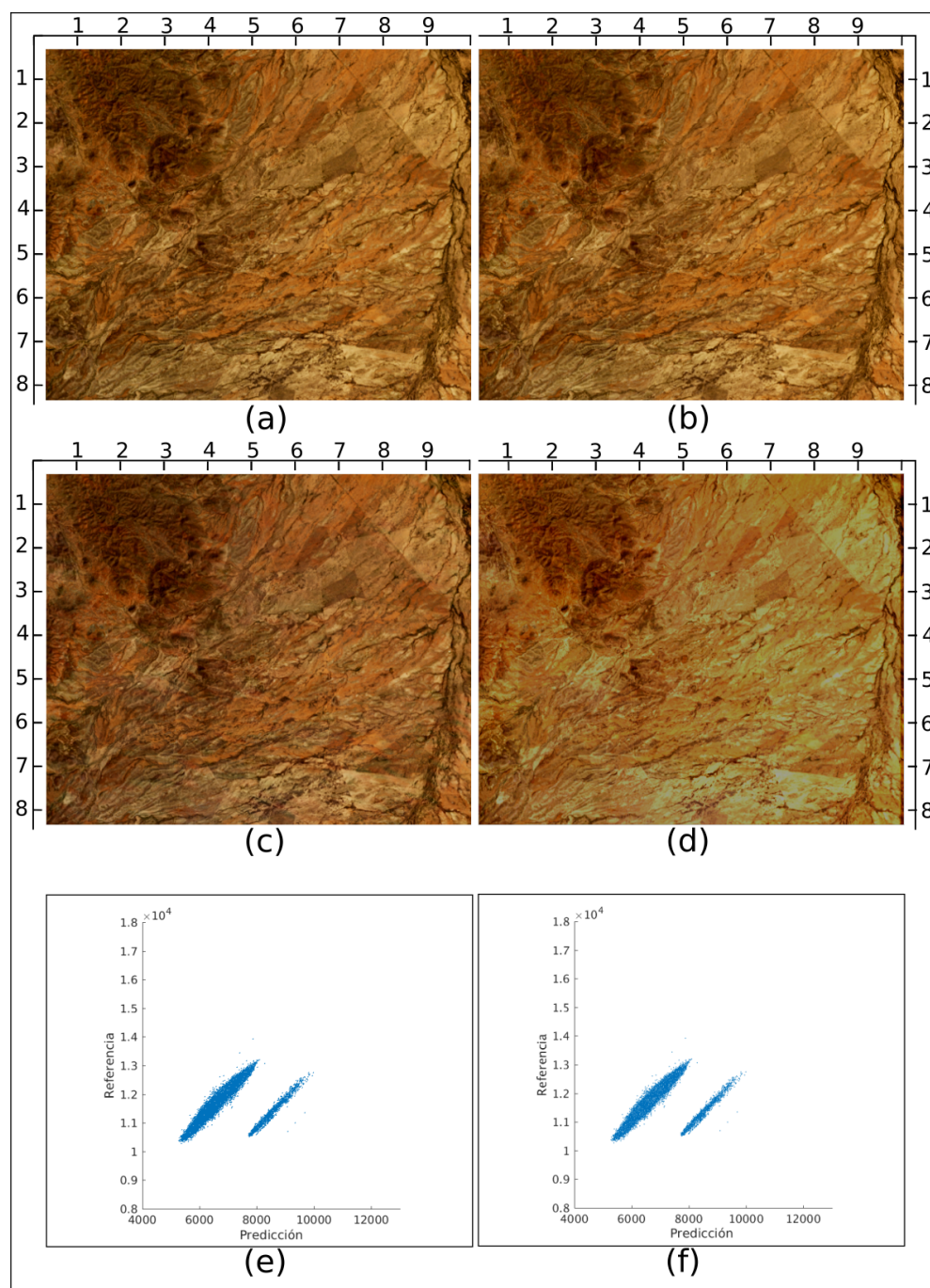


Figura 4.7: Resultados de la imagen de Trincheras. a) Imagen OLI en fecha t_1 , b) Imagen OLI en fecha t_2 (Referencia), c) Predicción OLI usando el método de pirámides, d) Predicción OLI usando el programa STARFM, e) Diagrama de dispersión donde se compara la predicción obtenida con el algoritmo propuesto contra su referencia y f) Diagrama de dispersión donde se compara la predicción obtenida con el programa STARFM contra su referencia.

4.2.8. Análisis de la muestra de Cd. de México y Zona Oriente

En esta sección se presentan el análisis y observaciones del resultado para la muestra de Ciudad de México y Zona Oriente y en la Figura 4.8 se muestran los resultados visuales obtenidos.

- En la Figura 4.1-c se observan por lo menos 3 manchas de decoloración, por ejemplo la ubicada en la coordenada (2,7).
- El tono de color en el agua del lago no coincide con el color de la referencia (Figura 4.1-d).
- La predicción calculada por STARFM (Figura 4.8-d) presenta un brillo muy elevado.
- Los dos gráficos de dispersión e) y f) que corresponden a la comparación de la referencia contra la predicción hecha con el algoritmo propuesto y STARFM respectivamente son muy similares.

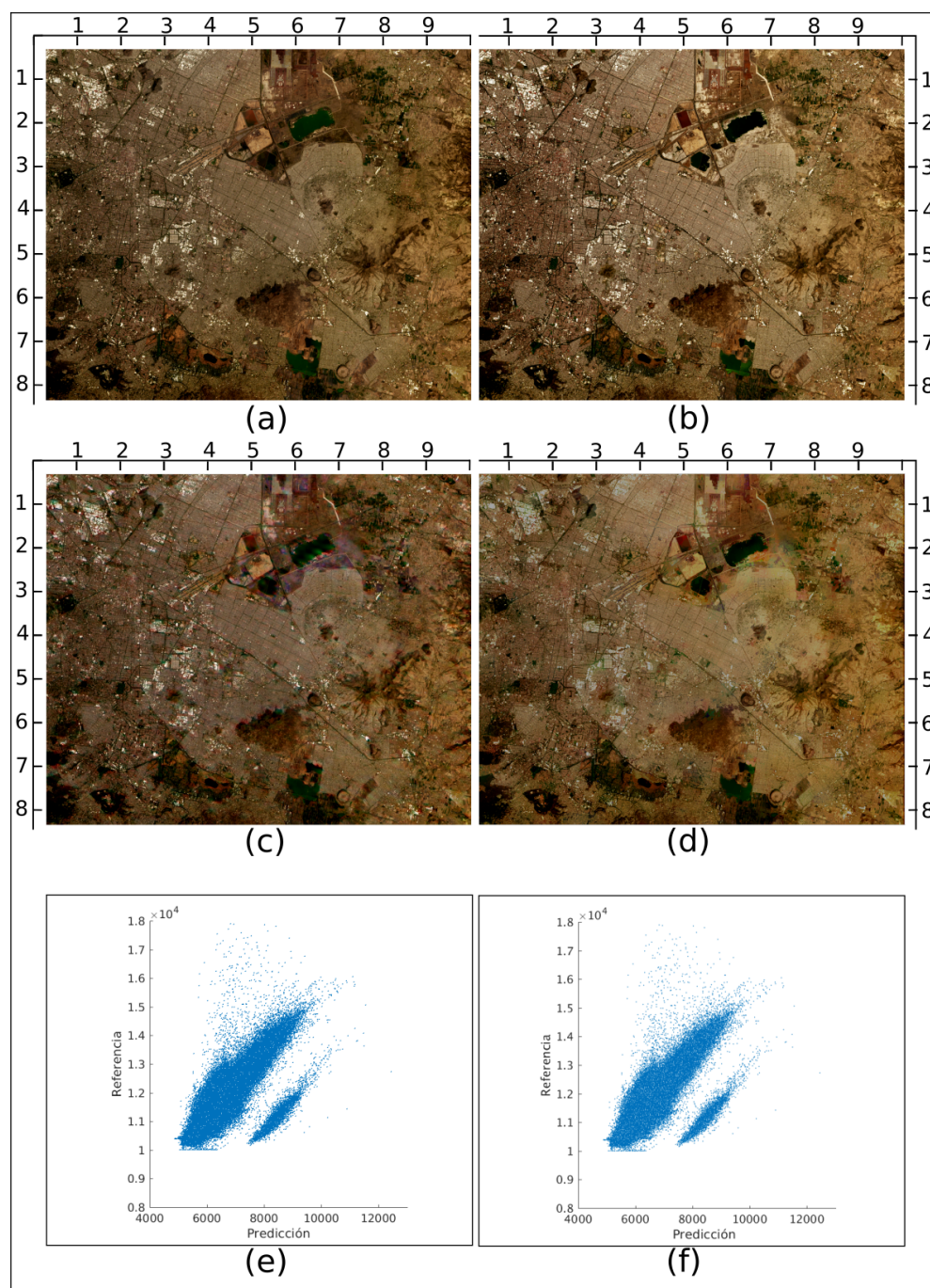


Figura 4.8: Resultados de la imagen de La Ciudad de México y la Zona Oriente. a) Imagen OLI en fecha t_1 , b) Imagen OLI en fecha t_2 (Referencia), c) Predicción OLI usando el método de pirámides, d) Predicción OLI usando el programa STARFM, e) Diagrama de dispersión donde se compara la predicción obtenida con el algoritmo propuesto contra su referencia y f) Diagrama de dispersión donde se compara la predicción obtenida con el programa STARFM contra su referencia.

Capítulo 5

Conclusiones y trabajo futuro

En este capítulo se enunciarán las conclusiones obtenidas, la justificación de dichas conclusiones y su relación con la pregunta de investigación, la hipótesis de trabajo y los objetivos perseguidos en esta investigación.

5.1. Conclusiones

- Se desarrolló un algoritmo que mediante la fusión de imágenes de los sensores OLI y MODIS genera predicciones de imágenes de alta resolución en fechas en que éstas no existen.
- Se analizó el estado del arte en percepción remota.
- Se analizó la técnica de fusión de imágenes pirámidal.
- Se sugirió una adaptación de la técnica de pirámides para la fusión de imá-

genes entre el sensor OLI y MODIS.

- Se compararon los resultados del programa STARFM con los obtenidos por medio del algoritmo propuesto.
- Se propuso una metodología para la obtención y preparación de muestras en la fusión de imágenes por medio del algoritmo propuesto.
- A partir de los análisis de las muestras de Chetumal, Los Mochis, y la Ciudad de México se infiere que el algoritmo propuesto puede predecir variaciones en la saturación del color de cubiertas terrestres donde el matiz no haya cambiado; en cambio si existen variaciones en las cubiertas terrestres abruptas, con cambio en el matiz; entonces el algoritmo propuesto no las predecirá.
- En las muestras de Chetumal y la Ciudad de México varios artefactos se produjeron en regiones donde se combinaban un cambio del matiz de la cubierta terrestre con una zona circundante con alto contraste respecto a la cubierta terrestre que varió; por ejemplo: tierra de cultivo junto a zona urbana y tierra árida junto a lago.
- Los resultados visuales del algoritmo propuesto son mejores que los producidos con STARFM, como se puede apreciar en la parte de resultados visuales.
- Por el análisis hecho en el capítulo anterior se propone que el único método útil para evaluar los resultados del algoritmo propuesto es el coeficiente de correlación (CC).

5.2. Trabajo futuro

Esta investigación cubrió en gran medida el estudio del estado del arte en el tema de percepción remota, el procesamiento digital de imágenes, las técnicas de corrección radiométrica y por supuesto dominar el uso del *software*; ésto dejó poco tiempo para explorar ampliamente métodos matemáticos como el *unmixing*, el análisis de componentes principales, las wavelets o las redes neuronales convolucionales. En vista de los resultados de éste trabajo se sugiere explotar el concepto de instancia de una escena; para que, a partir de series temporales de imágenes de una escena dada se pueda definir una clase de imagen que constituyera un objeto “imagen base” que sufre modificaciones a lo largo del tiempo. La idea sería acompañada de estudios más profundos en la teoría de *unmixing* y de redes neuronales para ver como impacta una pequeña variación de una escena OLI en el pixel MODIS correspondiente y de ésta manera poder generar una propuesta de proceso inverso. En lo que respecta a cuestiones de aplicabilidad se considera que las pequeñas aportaciones que logra el algoritmo propuesto son importantes si se decidiera fabricar un producto terminado que genere predicciones de las imágenes *OLI* en fechas en que estas no existen, además éste producto podría verse favorecido por series temporales de imágenes para sustituir regiones en las imágenes. También se considera necesario trabajar en la mejora de los algoritmos para detección de nubes, ya que, durante el proceso de preparación de las muestras ésto fue un problema que persistió a pesar de haberse usado imágenes OLI y MODIS de nivel L2.

Capítulo 6

Referencias

- Absorción. (s.f.). INTERACCIONES ATMOSFÉRICAS. Consultado el 11 de octubre del 2018 en <http://www.teledet.com.uy/tutorial-imagenes-satelitales/atmosfera-dispersion-absorcion.htm>
- Alparone, L., Bruno Aiazzi, Stefano Baronti, & Garzelli, A. (2015). Image Registration and Interpolation. In Remote Sensing Image Fusion (pp. 67-100). Estados Unidos: CRC Press.
- Amorós-López, J.; Gómez-Chova, L.; Alonso, L.; Guanter, L.; Zurita-Milla, R.; Moreno, J.; Camps-Valls, G. (2013). Multitemporal fusion of Landsat/TM and ENVISAT/MERIS for crop monitoring. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. (23) 132–141
- Ariza, A. (2013). Descripción y Corrección de Productos Landsat 8 LDCM (Landsat Data Continuity Mission). Consultado el 25 de agosto. <http://www.un-spider.org/sites/default/files/LDCM-L8.R1.pdf>
- Bioucas-Dias, J.M.; Plaza, A.; Dobigeon, N.; Parente, M.; Du, Q.; Gader, P.; Channussot, J. (2012). Hyperspectral unmixing overview: Geometrical, statistical, and sparse regression-based approaches. IEEE J. Appl. Earth Obs. Remote Sens. (5) 354–379
- Biswas, P. (2005). Electronics - Digital Image Processing [Lecture - 29 Image Segmentation - I]. Recuperado de: <https://www.youtube.com/watch?v=3qJej6wgezA&list=PL1F076D1A98071E24&index=29>
- Brown, L. (1992). A Survey of Image Registration Techniques, 24(4), 325-376
- Bruno, T., & Svoronos, P. (2005). CRC Handbook of Fundamental Spectroscopic Correlation Charts. CRC Press.
- Cormen, T., Leiserson, T., Rivest, R., & Stein, C. (2009). Introduction to algo-

- rithms. Cambridge Massachusetts: The MIT Press.
- Chander, G., Markham, B., Helder, D. (2009). Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(5)
- Chandran, G. and Jojy, C. (2015). A Survey of Cloud Detection Techniques For Satellite Images. *International Research Journal of Engineering and Technology*, 02(09), 2485-2490
- Fusión / Pan Sharpening. (2016) [Gráfico]. Consultado el 6 de noviembre del 2018, Oriondata-Internacional - Servicios GeoSatelitales & Venta de Imágenes de Satélite: <http://www.oriondata-i.com/home/index.php/fusion-pan-sharpening/9-fusion-pan-sharpening>
- Frequency Letter bands. (2008, November). Consultado en <https://www.microwaves101.com/encyclopedias/frequency-letter-bands>
- Gao, F., Masek, J., Schwaller, M., & Hall, F. (2006). On the Blending of the Landsat and MODIS Surface Reflectance: Predict Daily Landsat Surface Reflectance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44, 2207-2218.
- Gao, F., Hilker, T., Zhu, X., Anderson, M. A., Masek, J., Wang, P., & Yang, Y. (2015). Fusing Landsat and MODIS data for vegetation monitoring. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 3, 47-60. <https://doi.org/10.1109/MGRS.2015.2434351>
- Gevaert, C., García-Haro, J. (2015). A comparison of STARFM and an unmixing-based algorithm for Landsat and MODIS data fusion. *Remote Sensing of Environment*. 2015(156), 34-44
- Getmapping - UK aerial photography. (2017). Consultado en <http://www.getmapping.com>
- Infrared. (2017). Consultado en <https://en.wikipedia.org/wiki/Infrared>
- Gómez-Palacios, G. (2014), Índices en Percepción Remota. Instituto de Ingeniería de la UNAM. Consultado el 31 de octubre del 2018. Recuperado de <http://sig-geek.blogspot.com/2014/07/indices-en-percepcion-remota.html>
- Guadarrama, M., & García, A. (2017). Status técnico de la Estación para la recepción de Información Satelital (ERIS - Chetumal) (p. 73). Chetumal, México: El Colegio de la Frontera Sur (ECOSUR) Unidad Chetumal.
- geomaticea.com (2017). Qué es la Geomática. Consultado el 3 de abril del 2018, <http://geomaticea.com/que-es-la-geomaticea/>
- Hilker, T., Wulder, M., Coops, N., Linke, J., McDermid, G., Masek, J., Gao, F., White, J. (2009). A new data fusion model for high spatial and temporal

- resolution mapping of forest disturbance based on Landsat and MODIS. *Remote Sensing of Environment*. 8(13), 1613 - 1627.
- Hu, C. (2009). A novel ocean color index to detect floating algae in the global oceans. 113(10), 2118 - 2129.
- Jiang, D., Zhuang, D., Huang, Y., & Jinying. (2011). Image Fusion and its application (1st ed., pp. 1-18). Consultado en <http://www.intechopen.com/books/image-fusion-and-its-applications/survey-of-multispectral-image-fusion-techniques-in-remote-sensing-applications/>
- Kang, X., Li, S. and Benediktsson, J. (2014). Pansharpening With Matting Model. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, 52 (8), 5088-5099.
- Vivone, G., Alparone, L., Chanussot, J., Mura, M., Garzelli, A., Licciardi, G., Restaino, R., Wald, L. (2015). *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*. 5(53), 2565 - 2586.
- Kauth, R.J. and G.S. Thomas. (1976). The tasseled Cap – A Graphic Description of the Spectral-Temporal Development of Agricultural Crops as Seen by LANDSAT. *Proceedings of the Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data*, Purdue University of West Lafayette, Indiana. pp. 4B-41 to 4B-51.
- Kincade, K. (2016). Optics of Google Earth. Custom Optics and sensor systems power google earth imagery. *Professional*, 4, 25-27.
- Kramer, H. (1996). *Observation of the Earth and Its Environment* (3rd ed.). Estados Unidos: Springer Berlin Heidelberg.
- Li, S, Kang, X., Fang, L., Hu, J., & Yin, H. (n.d.). Pixel-level image fusion: A survey of the state of the art. *Information Fusion*, 33, 100-112.
- Lindsey, R. y Herring (2000). MODIS, moderate resolution spectroradiometer, NASA's Earth Observation System. se consulto el 25 de agosto del 2017, https://modis.gsfc.nasa.gov/about/media/modis_brochure.pdf.
- Lira, J. (1995). *LA PERCEPCIÓN REMOTA: NUESTROS OJOS DESDE EL ESPACIO*. México: Fondo de Cultura Económica.
- Lira, J. (2010). *Tratamiento Digital de Imágenes Multiespectrales*. México: Instituto de Geofísica, UNAM.
- López C., A. (2007). *TÉCNICAS AVANZADAS DE FUSION DE IMÁGENES (TESIS QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE: DOCTOR EN INGENIERÍA)*. UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO, México.
- Lorenzana G., J. (2008). *ANÁLISIS MULTIVENTANA DE TEXTURAS Y FU-*

- SIÓN DE DATOS (Tesis profesional obtener el título de Licenciado en Ingeniería en Computación). UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO, México.
- Lucas, R., Rowlands, A., Niemann, O., & Merton, R. (2004). Hyperspectral sensor and applications. In *Advanced Image Processing Techniques for Remotely Sensed Hyperspectral Data*. (1st ed., pp. 11-49). Alemania: Springer Berlin Heidelberg. Consultado en <http://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-662-05605-92?no-access=true>
- NASA's Earth Observing System. (2017). MODIS Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer
- Masood, S., Sharif, M., Yasmin, M., Shahid, M. and Rehman, A.. (2017). Image Fusion Methods: A Survey. *JOURNAL OF Engineering Science and Technology Review*, 10(6), 186-194
- NDVI. (2015). Spectral Enhancements. Consultado el 11 de octubre del 2018 en http://gsp.humboldt.edu/olm_2015/Courses/GSP_216_Online/lesson5-1/spectral.html
- Nieto Masot, A., García Paredes, C. y Fernández Sánchez, A. (2010): Aplicaciones de los satélites METEOSAT y MODIS para discriminar fenómenos naturales: detección de incendios y puntos calientes, evolución de borrascas, ciclogénesis explosiva y cenizas volcánicas. En: Ojeda, J., Pita, M.F. y Vallejo, I. (Eds.), *Tecnologías de la Información Geográfica: La Información Geográfica al servicio de los ciudadanos*. Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Sevilla. Sevilla. Pp. 942-955. ISBN: 978-84-472-1294-1
- Ordnance Survey (2016). A guide to coordinate systems in Great Britain. Consultado en www.os.uk.
- Osorio, A. (2006). Algoritmo para detección de vibraciones anormales en maquinarias utilizando la transformada wavelet. Universidad de las Américas Puebla, México. Consultado en http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/meie/osorio_s_a
- Gaussian and Laplacian Pyramids (2002). Consultado el 3 de octubre del 2018, School of Computing University of Utah, <http://www.cs.utah.edu/~arul/report/node12.html>
- Pohl, C., Van Genderen, J.. (2017). *Remote Sensing Image Fusion A Practical Guide*. U.S.A: CRC Press.
- Pons, X. and Solé-Sugrañes, L. (1994). A Simple Radiometric Correction Model to Improve Automatic Mapping of Vegetation from Multispectral Satellite

- Data. Remote Sensing Environment. (48) 191-204.
- Principles in Remote Sensing - Image Processing and Analysis: Temporal Resolution. (2017). Consultado en https://www.ssec.wisc.edu/sose/pirs/pirs_m3_topic1_p1.html
- Radke, R., (2005). Image Change Detection Algorithms: A Systematic Survey. IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING, 14(3), 294-307
- Resendiz, A. (2015). ANÁLISIS Y TRATAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES SPOT 5 APLICADOS AL MEDIO AMBIENTE (QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE INGENIERO GEOMÁTICO). UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO, México.
- Rojas, L. (2013). COMUNICACIÓN VÍA SATÉLITE, Redes inalámbricas [Gráfico]. Consultado el 5 de noviembre del 2018 en <https://ricomviasatelite.wordpress.com/>
- Ruiz-Fernández, L. (2013). Métodos básicos de fusión de imágenes. Ingeniería Cartográfica, Geodesia y Fotogrametría, Centro ETSI. <http://hdl.handle.net/10251/30096>
- Satellite Imaging Corporation. (2017). Satellite Sensors. Consultado en <http://www.satimagingcorp.com/satellite-sensors>
- Sobrino, J.A. y Franch, B., (2011). Estimación de la reflectividad superficial mediante datos del sensor aéreo AHS y comparación con el producto MODIS en la campaña CEFLES2. Revista de Teledetección, España. (35) 72-79
- Stathaki, T. (Ed.) (2008). Image Fusion Algorithms and Applications. Londres. Academic Press.
- Sun, W., Chen y Messinger, (2014). Nearest-neighbor diffusion-based pan-sharpening algorithm for spectral images. Optical Engineering. (53) 013107-1 - 013107-11
- Tan, Z., Peng, Y., Liping, D. and Tang, J. (2018). Deriving High Spatiotemporal Remote Sensing Images Using Deep Convolutional Network. Remote Sensing, 10(1066), 1-16
- USGS. (2016, Agosto). Landsat-Earth Observation Satellites. Consultado en <https://pubs.usgs.gov/fs/2015/3081/fs20153081.pdf>
- Waltz, E., E. Martín, Liggins, D. Hall, & J. Llinas. (n.d.). Hand-book of Multisensor Data Fusion. In Advanced Image Processing Techniques for Remotely Sensed Hyperspectral Data. (1st ed., pp. 89-114). 2017: CRC Press.
- Wu, M., Niu, Z., Wang, C., Wu, C., Wang, L. (2012). Use of MODIS and Landsat time series data to generate high-resolution temporal synthetic Landsat data using a spatial and temporal reflectance fusion model. J. Appl. Rem.

Sens. 6(1) 063507

- Wu, M., Huang, W., Niu, Z., Wang, C. (2015). Generating Daily Synthetic Landsat Imagery by Combining Landsat and MODIS Data. *Sensors* 2015, (15) 24002-24025.
- Xie, X., Zhang, J., Zhu, X., Pan, Y., Liu, H. Yuan, Z. Yun, Y. (2016). An Improved STARFM with Help of an Unmixing-Based Method to Generate High Spatial and Temporal Resolution Remote Sensing Data in Complex Heterogeneous Regions. *Sensors*. 207(16)
- Xu, M., Jia, X., Pickering, M. (2014). Automatic cloud removal for Landsat 8 OLI images using cirrus band. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. 2511-2514. 10.1109/IGARSS.2014.6946983.
- Xu, Y., Huang, B., Xu, Y., Cao, K., Guo, C.L., Meng, D.Y. (2015) Spatial and Temporal Image Fusion via Regularized Spatial Unmixing. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* (12) 1362–1366.
- Zhu, X., Jin Chen, J., Feng Gao, F., Chen, X., Masek, J. (2014). An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions. *Remote Sensing of Environment*. 11(114)
- Zhukov, B., Oertel, D., Lanzl, F., Reinhäkel, G. (2014). Unmixing-Based Multi-sensor Multiresolution Image Fusion. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*. 3(37)

Capítulo 7

Anexos

7.1. Constancias

En adelante se muestran algunas evidencias de la asistencia a cursos, coloquios y talleres a las que se asistió durante los cursos de maestría.



Juan Luis Manriquez Zepeda



Verified
Learn More

Quantum Computing 101 - Mexico Bootcamp

This badge earner has demonstrated they have working knowledge and skills of quantum computing including quantum algorithms and how to make simulations using QISKIT.

ISSUED BY
IBM

ISSUED TO
Juan Luis Manriquez Zepeda

ISSUED ON
22 Jun 2018

SKILLS

Architecting For Disruption

DBG

IBMQ

QISKit

Quantum

Quantum Computing

WHAT IT TAKES TO EARN THIS BADGE

Participants must apply to attend the bootcamp showing evidence of already working in this topic area, and be selected to participate by IBM.

Attend all days of the bootcamp.

Satisfactory completion of the 40-hour face-to-face bootcamp, including theoretical content and practical hands-on exercises using QISKIT, as validated by the instructors.

Otorgan la presente CONSTANCIA a

Juan Luis Manriquez Zepeda

por haber concluido el curso masivo abierto en línea

Introducción al uso y representación de información geoespacial

Impartido por CENTROGEO, a través de la plataforma MéxicoX.

M. G. Cecilia Gutiérrez Nieto
Profesora y coordinadora del proyecto Educación a Distancia
CENTROGEO

M. C. Amílcar Morales Gamas
Profesor Investigador
CENTROGEO

M. G. Aura C. Torres Gómez
Investigadora
CENTROGEO

M. G. Luis A. Castellanos Fajardo
Profesor Investigador
CENTROGEO

Este curso no acredita al participante como alumno oficial de la institución que lo imparte. No contiene créditos académicos ni revalidación académica en ninguno de los programas de estudios formales o de extensión.

La Agencia Espacial Mexicana y
El Colegio de la Frontera Sur Unidad Chetumal
otorgan la presente

CONSTANCIA

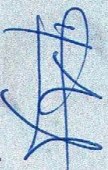
a


Juan Luis Manríquez Zepeda

por su participación en el:

**“Taller para el fortalecimiento de capacidades
científicas y tecnológicas para el uso de
estaciones de recepción de información satelital (ERIS)”**

Octubre 30 y 31 de 2017 en Chetumal, Quintana Roo


DR. HÉCTOR A. HERNÁNDEZ ARANA
Director de El Colegio de la Frontera Sur
Unidad Chetumal


DR. DAVID MUÑOZ RODRÍGUEZ
Coordinador General de Investigación Científica
y Desarrollo Tecnológico Espacial
Agencia Espacial Mexicana



UAEM

Universidad Autónoma
del Estado de México



A través del
Centro Universitario UAEM Valle de Chalco.

Otorga la presente

Constancia

**A: Manríquez Zepeda Juan Luis
Dr. Juvenal Rueda Paz**

Por participar con la ponencia denominada

“Desarrollo de algoritmo para la fusión de imágenes en sensado remoto”

Presentada dentro del **XV Coloquio de Investigación de la Maestría en Ciencias de la Computación 2017A**,
realizado el 07 de junio de 2017 en el Centro Universitario UAEM Valle de Chalco.

ATENTAMENTE

“PATRIA, CIENCIA Y TRABAJO”

**“2017, Año del Centenario de la Promulgación de la Constitución Política de los Estados
Unidos Mexicanos”**

Dr. René Guadalupe Cruz Flores

Director del Centro Universitario UAEM Valle de Chalco



VALLE DE CHALCO
DIRECCIÓN



Av. Hermenegildo Galeana No.3, Col. Ma. Isabel, Valle de Chalco, C.P. 56615, Edo. De México, Tel: (55) 59714940, 59787577 y 30921763
Página: <http://cux.uaemex.mx> Coordinación MACSCO



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MÉXICO

A través de los Centros Universitarios Valle de Chalco, Texcoco y Valle de México en colaboración con los CA Desarrollo de Software y Tecnología, Cómputo Científico y sus Aplicaciones, Cómputo Aplicado, Ingeniería Industrial Avanzada, Inteligencia Computacional e Ingeniería de Sistemas



Otorga la presente

CONSTANCIA



A: Juan Luis Manríquez Zepeda

Por asistir al taller denominado “*Prueba de Hipótesis con Software Estadístico*” con una duración de 4 horas, impartido dentro del 13° Festival Latinoamericano de Instalación de Software Libre (FLISOL 2017), realizado del 24 al 26 de abril de 2017 en el Centro Universitario UAEM Valle de Chalco

PATRIA, CIENCIA Y TRABAJO

“2017, Año del Centenario de la Promulgación de la Constitución Política de los Estados Unidos Mexicanos”



Dra. Ma. de Lourdes López
Ingeniería Computacional
Coordinación Ingeniería en Computación
CU Valle de Chalco



Dr. William de la Cruz de los Santos
Líder del CA Cómputo Científico y sus
Aplicaciones CU Valle de Chalco



Dra. Anabelem Soberanes Martín
Líder del CA Cómputo Aplicado
CU Valle de Chalco



Universidad Autónoma
del Estado de México

Se otorga la presente

Constancia

a: Juan Luis Zepeda Manríquez

Por asistir al taller:

“VISIÓN COMPUTACIONAL ALGORITMOS Y SOFTWARE CON OPENCV”

Con una duración de 4 hrs. el día 25 de abril, impartido dentro del
13º Festival Latinoamericano de Instalación de Software Libre (FLISOL 2017),
realizado del 24 al 26 de abril de 2017, con sede en el
Centro Universitario UAEM Valle de México

Atizapán de Zaragoza, Estado de México, Julio 2017

ATENTAMENTE

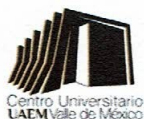
Patria, Ciencia y Trabajo

“2017, Año del Centenario de la Promulgación de la Constitución Política de los Estados Unidos Mexicanos”



CENTRO UNIVERSITARIO
UAEM VALLE DE MÉXICO

M. EN C.A. DES. ED. MARÍA LAURA GONZÁLEZ SANTOS
DIRECTORA DEL C.U. UAEM VALLE DE MÉXICO





UAEM | Universidad Autónoma
del Estado de México

A través del Centro Universitario UAEM Valle de Chalco
y el Cuerpo Académico Cómputo Científico y sus Aplicaciones

Otorgan la presente

Constancia

A: Juan Luis Manríquez Zepeda

Por presentar el poster denominado

"Fusión de imágenes en censado remoto"

dentro del *1er. Coloquio Internacional Sobre Tendencias Actuales del Cómputo Científico*,
realizado del 14 al 16 de Noviembre de 2016 en el Centro Universitario UAEM Valle de
Chalco.

"PATRIA, CIENCIA Y TRABAJO"


"2016. Año del 60 Aniversario de la Universidad Autónoma del Estado de México"

"2016. Año de Leopoldo Flores Valdés"


Dr. William de la Cruz de los Santos

Líder del CA Cómputo Científico y sus Aplicaciones




Dra. María de Lourdes López García

Comité Organizador



UAEM | Universidad Autónoma
del Estado de México

A través del Centro Universitario UAEM Valle de Chalco
y el Cuerpo Académico Cómputo Científico y sus Aplicaciones

Otorgan la presente

CENTRO UNIVERSITARIO

Constancia

A: Juan Luis Manríquez Zepeda

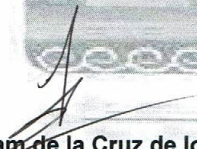
Por formar parte del equipo de trabajo en el
*1er. Coloquio Internacional Sobre Tendencias Actuales del
Cómputo Científico*, realizado del 14 al 16 de Noviembre de 2016
en el Centro Universitario UAEM Valle de Chalco.

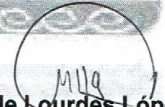
"PATRIA, CIENCIA Y TRABAJO"

"2016. Año del 60 Aniversario de la Universidad Autónoma del Estado de México"

"2016. Año de Leopoldo Flores Valdés"




Dr. William de la Cruz de los Santos
Líder del CA Cómputo Científico y sus
Aplicaciones


Dra. María de Lourdes López García
Comité Organizador

VALLE DE CHALCO
CITACC 2016



UAEM | Universidad Autónoma
del Estado de México

A través del Centro Universitario UAEM Valle de Chalco
y el Cuerpo Académico Cómputo Científico y sus Aplicaciones

Otorgan la presente

Constancia

A: Juan Luis Manríquez Zepeda

Por asistir al taller denominado

"Edición de textos científicos"

Presentado dentro del 1er. *Coloquio Internacional Sobre Tendencias Actuales del Cómputo Científico*, el día 14 de Noviembre del 2016 de 12:00 a 16:00 horas en el Centro Universitario UAEM Valle de Chalco.

"PATRIA, CIENCIA Y TRABAJO"

"2016. Año del 60 Aniversario de la Universidad Autónoma del Estado de México"

"2016. Año de Leopoldo Flores Valdés"


Dr. William de la Cruz de los Santos

Líder del CA Cómputo Científico y sus
Aplicaciones



VALLE DE CHALCO
ESTUDIOS AVANZADOS


Dra. María de Lourdes López García

Comité Organizador



Universidad Autónoma del Estado de México
A través del Centro Universitario UAEM Valle de Chalco

Otorga la presente

Constancia

A: Manriquez Zepeda Juan Luis

Por asistir al taller denominado

“Criptografía visual con MATLAB”

impartido dentro del 2do Coloquio Internacional sobre Tendencias Actuales del Cómputo Científico (CITACC 2017),
llevado a cabo en el Centro Universitario UAEM Valle de Chalco, el 13 de noviembre del 2017.

“PATRIA, CIENCIA Y TRABAJO”
“2017, año del Centenario de la Promulgación de la Constitución Política de los Estados Unidos Mexicanos”


DRA. ANABELLEM SOBERANES MARTIN
Líder CA Cómputo Aplicado


DR. GERARDO REYES RUIZ
Líder CA Sistemas Complejos, innovación y
sostenibilidad


DR. WILLIAM DE LA CRUZ DE LOS SANTOS
Líder del CA Cómputo Científico y sus
Aplicaciones



CENTRO UNIVERSITARIO



XICO
VALLE DE CHALCO